

DE HAAGSE HOGESCHOOL

PROJECT RESEARCH TRENDS IN TECHNOLOGY

RTT - Research Paper

Versie 1.0

PROJECTGROEP: SOLITARYRESEARCH

Auteurs

J.J. Niesen, 18071589

Begeleiders

dhr. M. Maris

10 maart 2025

Samenvatting

In de afgelopen jaren zijn beveiligingscamera's steeds vaker in gebruik genomen, waarbij sommige landen deze combineren met gezichtsherkenningssystemen om criminelen op te sporen. Deze systemen zijn echter vatbaar voor fouten, en de persoon die het systeem beheert kan de beoordeling beïnvloeden, wat kan leiden tot verkeerde identificaties. Gezichtsherkenningssystemen maken gebruik van verschillende technieken en worden beïnvloed door bepaalde gezichtskenmerken en externe factoren die fouten kunnen veroorzaken. Dit artikel onderzoekt de werking van identificatie binnen zo'n systeem, welke gezichtskenmerken en externe factoren het systeem beïnvloeden, welke technieken momenteel worden gebruikt om foutieve detecties te voorkomen, en hoe het systeem verder verbeterd kan worden. Een experiment met OpenCV's Haarcascade wordt uitgevoerd om mogelijke verbeteringen aan een gezichtsherkenningssysteem te onderzoeken. Tot slot biedt het paper een grondige discussie over de bevindingen van het experiment.

Inhoudsopgave

1	Inleiding	3
2	Aanleiding	4
3	Context	4
4	Hoofdvraag en Deelvragen	5
5	Stipulatieve definities	6
6	Onderzoeksaanpak en -methode	7
6.1	Aanpak	7
6.2	Methode dataverzameling	7
7	Literatuuronderzoek	8
7.1	Identificatie	8
7.2	Eigenschappen van gezichten die leiden tot foutieve identificatie	10
7.3	Invloed uit externe factoren	10
7.4	Verbeteringen en Technieken tegen foutieve identificatie	11
8	Experiment	12
8.1	Meetopstelling	12
8.2	Resultaten	15
8.2.1	Persoon A	16
8.2.2	Persoon B	18
8.2.3	Persoon C	21
8.2.4	Persoon C Opnieuw	24
8.2.5	Bevindingen	27
8.3	Discussie	27
9	Conclusie	28
10	Aanbevelingen	28
11	Acknowledgements	28
	Appendices	31
A	Persoon A: Staafdiagrammen	31
B	Persoon B: Staafdiagrammen	34
C	Persoon C: Staafdiagrammen	38
C.1	Persoon C	38
C.2	Persoon C opnieuw	41

1 Inleiding

Met behulp van elektronische apparaten zoals CCTV-camera's kunnen mensen binnen een ruimte worden opgenomen. Deze beelden kunnen worden gebruikt voor onderzoeksdoeleinden of voor het handhaven van de veiligheid binnen steden. Als gevolg van deze mogelijkheid om individuen van veraf te observeren, is het aantal surveillance systemen wereldwijd de afgelopen decennia aanzienlijk toegenomen. Neem bijvoorbeeld het aantal beveiligingscamera's in Nederland. Uit de cijfers van de politiedatabase "Camera in Beeld", opgevraagd door VPNGids.nl [16], blijkt dat het aantal beveiligingscamera's in Nederland is gestegen van 228.530 in 2019 naar 313.354 in 2023.

Met de toename van beveiligingscamera's en daarmee ook het aantal beschikbare beelden voor criminele onderzoeken, combineren sommige landen deze beelden met gezichtsherkenningssystemen. Een gezichtsherkenningssysteem is een krachtig instrument dat in de moderne tijd een breed scala aan toepassingen mogelijk maakt. Aan de positieve kant maakt het snelle identificatie mogelijk, wat de veiligheid kan verbeteren en de efficiëntie in verschillende sectoren kan verhogen. Echter, het gebruik ervan roept ook belangrijke ethische en privacyvraagstukken op, evenals de kans op foutieve identificatie. Deze mogelijkheid tot foutieve identificaties blijft een punt van zorg, omdat het grote gevolgen kan hebben voor de betrokken individuen.

Uit onderzoek van de U.S. Government Accountability Office (GAO) [1] in Amerika blijkt dat 7 overheidsinstanties in de ministeries van Binnenlandse Veiligheid en Justitie deze technologie gebruiken om te helpen bij criminele onderzoeken. Alle 7 instanties, waarvan drie gezichtsherkenningstechnologie bezitten, gebruikten aanvankelijk gezichtsherkenningsservices zonder dat personeel gerelateerde training hoefde te volgen. Sommige instanties hadden ook geen specifiek beleid met betrekking tot gezichtsherkenningstechnologie om de burgerrechten en burgerlijke vrijheden van mensen te beschermen.

Een onderzoeksgroep van één student aan de Haagse Hogeschool Delft wil onderzoek verrichten op het gebied van gezichtsherkenningssysteem, met name gericht op het fenomeen van verkeerde gezichtsidentificatie. Het onderzoek zal zowel kwalitatieve als kwantitatieve onderzoek omvatten.

De structuur van het document is als volgt: Hoofdstuk 2 en 3 behandelen de aanleiding en context van het onderzoek. In Hoofdstuk 4 worden de hoofdvraag en deelvragen geformuleerd, gevolgd door Hoofdstuk 5 waarin de stipulatieve definities worden vastgesteld. Hoofdstuk 6 behandelt de aanpak en de gebruikte onderzoeksmethoden, gevolgd door Hoofdstuk 7 waarin het literatuuronderzoek wordt beschreven. Vervolgens beschrijft Hoofdstuk 8 de uitgevoerde experimenten. Hoofdstuk 9 en 10 bevatten de conclusies en aanbevelingen. Tot slot worden in Hoofdstuk 11 de dankbetuigingen weergegeven.

2 Aanleiding

In hedendaagse samenlevingen spelen gezichtsherkenningssystemen een steeds grotere rol in verschillende sectoren. Hoewel gezichtsherkenningssystemen steeds nauwkeuriger worden, blijven ze gevoelig voor fouten. Ze kunnen bijvoorbeeld overeenkomsten signaleren tussen mensen die sterk op elkaar lijken, of foutieve matches genereren doordat foto's in de database bewerkt zijn om de kwaliteit van de foto te verbeteren. [10] Een mismatch in gezichtsherkenning kan grote gevolgen hebben voor individuen. Neem bijvoorbeeld het verhaal van Alonzo Sawyer [14], een 54-jarige man die onterecht werd gearresteerd voor een misdaad die hij niet had gepleegd, simpelweg vanwege een foutieve positieve identificatie door een gezichtsherkenningssysteem. Het is daarom cruciaal om de nauwkeurigheid van deze systemen te verbeteren en mogelijke oplossingen te onderzoeken om foutieve matches te minimaliseren.

3 Context

Dit onderzoek richt zich op het identificeren van potentiële verbeteringen in gezichtsherkenningssystemen die worden gebruikt voor het identificeren van mensen via beveiligingscamera's. Het doel is om foutieve identificaties te verminderen. Gezichtsherkenningstechnologie wordt steeds vaker toegepast in beveiligingscamera's en bij de analyse van hun opnames om de veiligheid te verbeteren en verdachte activiteiten te identificeren. Het verkennen van potentiële verbeteringen kan leiden tot een nauwkeurigere en betrouwbaardere identificatie van individuen, ter voorkoming van situaties zoals die van Alonzo Sawyer.

4 Hoofdvraag en Deelvragen

Om dit onderzoek te realiseren is de volgende hoofdvraag geformuleerd:

”Hoe kan een gezichtsherkenningssysteem verbeterd worden om foutieve identificatie te verminderen?”

Om de hoofdvraag grondig te kunnen behandelen, is deze opgesplitst in verschillende deelvragen. Deze deelvragen dragen bij aan een diepgaand begrip van de hoofdvraag. In dit hoofdstuk worden de opgestelde deelvragen besproken.

1. Hoe identificeert een gezichtsherkenningssysteem matches?

Onderzoek naar de identificatiemethoden van gezichtsherkenningssystemen is essentieel om te begrijpen hoe het systeem potentiële matches detecteert. Dit draagt bij aan het beantwoorden van de hoofdvraag door inzicht te bieden in de processen die leiden tot identificatie en mogelijke bronnen van foutieve identificatie.

2. Welke specifieke eigenschappen van gezichten leiden tot foutieve identificaties in gezichtsherkenningssystemen?

Het onderzoeken van specifieke eigenschappen van gezichten die leiden tot foutieve identificatie is belangrijker voor het begrijpen van de beperkingen van de technologie. Door deze eigenschappen te identificeren, kunnen gerichte verbeteringen worden voorgesteld om de nauwkeurigheid te vergroten en foutieve identificaties te minimaliseren.

3. Welke externe factoren kunnen de nauwkeurigheid van matches beïnvloeden in gezichtsherkenningssystemen?

Het onderzoek naar externe factoren die de nauwkeurigheid van matches beïnvloeden, zoals verlichting, pose of gedeeltelijk zichtbare gezichten, draagt bij aan het begrijpen van het identificatieproces. Deze kennis is belangrijk voor het ontwikkelen van algoritmen die minder gevoelig zijn voor dergelijke factoren.

4. Welke technieken worden momenteel gebruikt om foutieve identificatie te verminderen in gezichtsherkenningssystemen?

Het onderzoeken van bestaande technieken die worden gebruikt om foutieve identificatie te verminderen, biedt inzicht in de huidige benaderingen en hun effectiviteit. Dit helpt bij het identificeren van mogelijke verbeteringen of nieuwe benaderingen die kunnen worden toegepast om de nauwkeurigheid van het systeem te verbeteren.

5. Hoe kan een gezichtsherkenningssysteem verbeterd worden?

Onderzoek naar verbeteringsmogelijkheden van gezichtsherkenningssystemen richt zich op het verkennen van nieuwe algoritmen, methoden en technologieën die kunnen bijdragen aan het verminderen van foutieve identificaties. Dit draagt rechtstreeks bij aan het beantwoorden van de hoofdvraag door aanbevelingen te bieden voor het verbeteren van het systeem.

5 Stipulatieve definities

Gezichtsherkenningssysteem

Gezichtsherkenningssysteem (GHS) verwijst naar systeem die in staat is om gezichten te herkennen en te matchen met een database van gezichten.

Foutieve identificatie

Binnen het onderzoek wordt foutieve identificatie opgesplitst in 'false positives' en 'false negatives'. Foutieve identificatie omvat dus zowel false positives als false negatives.

False positive

Een false positive treedt op wanneer het systeem een positieve match aangeeft voor twee gezichten die niet dezelfde persoon zijn.

False negative

Een false negative doet zich voor wanneer het systeem geen positieve match kan vinden, terwijl het gezicht wel in de database voorkomt.

Database

Een database verwijst naar een verzameling foto's van gezichten die door het systeem wordt gebruikt om matches te vinden.

6 Onderzoeksaanpak en -methode

6.1 Aanpak

Het onderzoek heeft tot doel bij te dragen aan het verminderen van foutieve identificatie door GHS'en. Het richt zich met name op beveiligingscamera's die in publieke binnenruimtes gebruikt kunnen worden, in bijvoorbeeld winkelcentra, luchthavens of treinstations. Dit wordt aangepakt door een combinatie van bureauonderzoek en experimenten. Bureauonderzoek omvat het verzamelen, analyseren en interpreteren van bestaande informatie en gegevens uit verschillende bronnen zoals boeken, wetenschappelijke artikelen, rapporten, websites en andere documenten.

Het onderzoek begint met het verzamelen van uitgebreide informatie over de verschillende deelvragen door middel van bureauonderzoek. Deze informatie dient als basis voor een gedeeltelijk antwoord op de hoofdvraag en biedt ook ondersteuning bij het opzetten van het experiment.

Het experiment omvat het coderen en bouwen van een digitale GHS met behulp van OpenCV Haar Cascade in C++ en/of Python. Hierbij worden verschillende gezichten en externe variabele factoren gebruikt om foutieve matches te simuleren. De resultaten van correcte en foutieve identificaties worden verzameld als data. Na het verzamelen van voldoende data wordt geanalyseerd in welke situaties het GHS beter presteert. Een betere prestatie van het systeem kan een mogelijk verbeterpunt voor het systeem zijn.

Voor het experiment is het volgende nodig:

- Computer en/of laptop
- Een IDE voor C++ en/of Python
- OpenCV
- Webcam
- Digitale foto's van gezichten

6.2 Methode dataverzameling

Het onderzoek begint met het vergaren van informatie om het onderwerp te verkennen en gedeeltelijke antwoorden te krijgen op de opgestelde deelvragen. Deze informatie wordt gebruikt voor het opzetten van een experiment en het bedenken van verschillende scenario's, zoals variaties in verlichting, gedeeltelijke bedekking van het gezicht, omgevingsfactoren, look-alike gezichten, enzovoort.

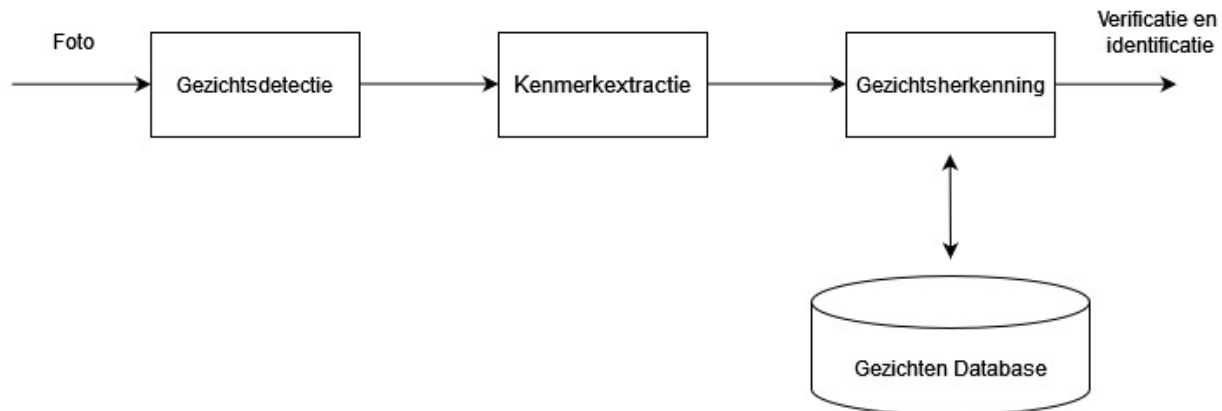
De resulterende data wordt vastgelegd in Excel, Words en/of m.b.v. Matplotlib weergegeven als percentages om aan te geven hoe vaak het GHS correct of foutief reageert in de verschillende scenario's. In de scenario's waarin het systeem hoog percentage foutieve identificaties vertoont, wordt nader onderzoek gedaan om mogelijke verbeteringen aan te brengen.

7 Literatuuronderzoek

7.1 Identificatie

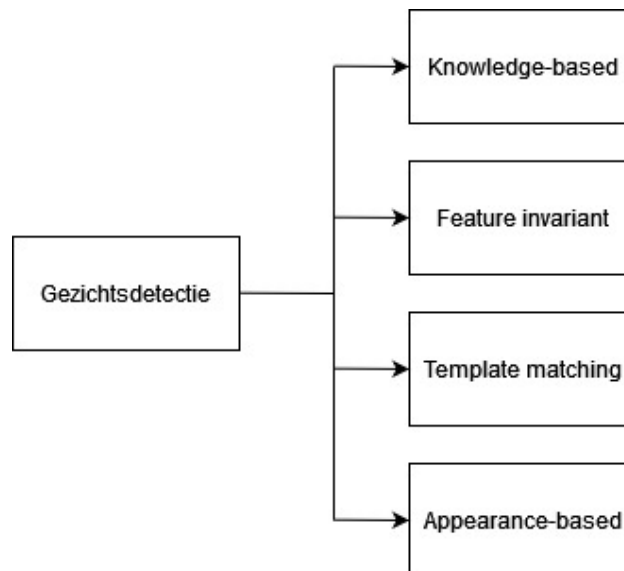
Een GHS gebruikt verschillende soorten sensoren, zoals RGB, diepte, EEG, thermisch en wearable inertial sensors voor het verzamelen van data. [9] Het gebruik van deze sensoren geeft extra informatie en helpt bij het identificatie process van gezichten in zowel statische foto's en en bewegende beelden.

Het identificatie process van een GHS bestaat uit 3 basis stappen: 1. Gezichtsdetectie, 2. Kenmerkextractie en 3. Gezichtsherkenning, zoals weergegeven in figuur 7.1 [9, 12, 17].



Figuur 7.1: Identificatie Process

1. *Gezichtsdetectie*: Het process begint met het localiseren van een gezichten in een afbeelding. [9] Hiermee word gekeken of er gezichten terug te vinden zijn in de afbeelding. Het detecteren van gezichten kan opgedeeld worden in vier manieren, zoals te zien in figuur 7.2. [20]



Figuur 7.2: Gezichtsdetectie methoden

- **Knowledge-based methods:** Deze op regels gebaseerde methoden coderen menselijke kennis over wat een typisch gezicht is. Meestal leggen de regels de relaties tussen gezichtskenmerken vast. Deze methoden zijn voornamelijk ontworpen voor gezichtsherkenning.

- **Feature invariant approaches:** Deze algoritmen proberen structurele kenmerken te vinden die blijven bestaan, zelfs wanneer de houding, het gezichtspunt of de lichtomstandigheden variëren, en gebruiken deze om gezichten te lokaliseren. Deze methoden zijn voornamelijk bedoeld voor gezichtsherkenning.
- **Template matching methods:** Verschillende standaardpatronen van een gezicht worden opgeslagen om het gezicht als geheel of de afzonderlijke gezichtskenmerken te beschrijven. De correlaties tussen een invoerbeeld en de opgeslagen patronen worden berekend voor detectie. Deze methoden worden gebruikt voor zowel gezichtsherkenning als detectie.
- **Appearance-based methods:** Modellen en templates worden geleerd uit een set trainingsbeelden die de representatieve variabiliteit van het uiterlijk van gezichten moeten vastleggen. Deze geleerde modellen worden vervolgens gebruikt voor detectie. Deze methoden zijn voornamelijk bedoeld voor gezichtsdetectie.

2. *Kenmerkextractie:* De voornaamste taak van deze fase is het verkrijgen van de kenmerkende eigenschappen van de gezichtsafbeeldingen die tijdens de detectiefase zijn vastgesteld. Gedurende deze fase wordt een gezicht weergegeven door middel van een verzameling kenmerkvectoren, ook wel een "signature" genoemd. Deze kenmerkvectoren beschrijven de opvallende eigenschappen van de gezichtsafbeelding, zoals de mond, neus en/of ogen, en hun onderlinge geometrische verhoudingen. Elk gezicht wordt gekenmerkt door zijn unieke structuur, grootte en vorm, wat de identificatie mogelijk maakt. Diverse methoden worden gebruikt om de vorm van de eigenschappen te extraheren en het gezicht te identificeren op basis van grootte en afstand.

3. *Gezichtsherkenning:* Bij gezichtsherkenning worden de, tijdens de kenmerkextractie verkregen, eigenschappen vergeleken met de gezichten die zijn opgeslagen in een specifieke database. Gezichtsherkenning kent twee hoofdtoepassingen: identificatie en verificatie [9, 13, 18]. Tijdens de identificatie wordt een testgezicht vergeleken met een reeks opgeslagen gezichten om de beste match te vinden. Bij de verificatie wordt een testgezicht vergeleken met een specifiek gezicht in de database om te bepalen of het gezicht wordt geaccepteerd of afgewezen.

7.2 Eigenschappen van gezichten die leiden tot foutieve identificatie

De uitdagingen bij gezichtsdetectie en identificatie kunnen worden toegeschreven aan verschillende gezichtskenmerken. Ten eerste is er de houding van het gezicht, die kan variëren afhankelijk van de relatieve positie van de camera ten opzichte van het gezicht, zoals frontaal, van opzij, of ondersteboven. Deze variabiliteit kan resulteren in gedeeltelijk of geheel verborgen gelaatskenmerken, zoals ogen of neuzen [20]. Ten tweede kan de aanwezigheid of afwezigheid van structurele componenten, zoals baarden, snorren en brillen, van invloed zijn op de detectie. Deze componenten variëren sterk in vorm, kleur en grootte. [20]

Daarnaast beïnvloedt de gezichtsuitdrukking van een persoon direct het uiterlijk van het gezicht, wat verdere complicaties kan veroorzaken bij de detectie en identificatie [20]. Blij, verdrietig, verrast, boze, walging en angstige gezichtsuitdrukkingen beïnvloeden de nauwkeurigheid van gezichtsherkenningssystemen en kunnen leiden tot valse afwijzingen, waarbij de expressie van walging het slechtst scoorde bij identificatie. [2] Gezichtsuitdrukkingen veroorzaken variaties in gezichtskenmerken die kunnen leiden tot valse afwijzingen, en door delen van het gezicht die het meest veranderen uit te sluiten, kan de herkenningssnauwkeurigheid worden verbeterd. [2]

7.3 Invloed uit externe factoren

De uitdagingen die bij detectie en identificatie kunnen worden toegeschreven aan verschillende externe factoren. Ten eerste is er occlusie, waarbij gezichten gedeeltelijk bedekt kunnen zijn door andere objecten. Dit kan gebeuren wanneer een afbeelding met een groep mensen toont, waarbij sommige gezichten gedeeltelijk andere gezichten bedekken, of wanneer een persoon een deel van zijn gezicht bedekt met een voorwerp of kleding. [20].

Verder worden de beeldomstandigheden bij het maken van een detectie/herkenning beïnvloed door factoren zoals verlichting (spectrum, bronverdeling en intensiteit) en camerakenmerken (sensorrespons, lenzen), die het uiterlijk van een gezicht beïnvloeden. Contrast en helderheid kunnen direct van invloed zijn op de gezichtsdetectie, waarbij een te laag contrast ervoor kan zorgen dat het systeem het gezicht niet meer herkent [11].

Ook speelt de relevantie van een dataset van gezichten een rol bij het identificatie proces. [3] De huidskleur en etniciteit kan van invloed zijn op de prestaties van GHS'en, waarbij mensen met een lichtere huid soms betere resultaten opleveren. [11, 21] GHS'en presteren ook slechter op beelden van niet-witte mensen of vrouwen omdat deze demografische groepen ondervertegenwoordigd zijn in sommige trainingsdata. [6]

7.4 Verbeteringen en Technieken tegen foutieve identificatie

Het toepassen van deep learning in gezichtsherkenningssystemen kan de nauwkeurigheid van het herkennen en identificeren van gezichten verbeteren. In een real-time database-geïntegreerd systeem, gebaseerd op de VGGFace deep learning neurale architectuur, varieerde het betrouwbaarheidsniveau tussen 78,54% en 100%, met een gemiddelde van 96%. Dit systeem werd getraind op een dataset van 7500 afbeeldingen van 26 verschillende individuen. [15]

De nauwkeurigheid van 2D-gezichtsherkenning is aanzienlijk verbeterd, vooral door de opkomst van deep learning. [8] Echter, deze technieken worden nog steeds uitgedaagd door de intrinsieke beperkingen van 2D-afbeeldingen, vanwege variaties in belichting, pose en expressie, occlusie, vermommingsen, vertragingen en beeldkwaliteit [21]. 3D-gezichtsherkenning kan 2D-gezichtsherkenning overtreffen [4] met een grotere herkenningssnauwkeurigheid en robuustheid, omdat het minder gevoelig is voor pose, belichting en expressie [7].

In vergelijking met 2D-afbeeldingen bevatten 3D-gezichten rijkere geometrische informatie, die meer onderscheidende kenmerken kan bieden en gezichtsherkenningssystemen kan helpen bij het overwinnen van de inherente gebreken en nadelen van 2D-gezichtsherkenning. [8] Bovendien blijven 3D-gegevens relatief onveranderd na schalen, roteren en veranderingen in belichting [5]. De meeste 3D-scanners kunnen zowel 3D-meshes/puntenwolken als bijbehorende texturen verwerven. Dit stelt het in staat geavanceerde 2D-gezichtsherkenning algoritmen te integreren in 3D-gezichtsherkenningssystemen voor betere resultaten.

Er zijn verder drie categorieën sensoren die de betrouwbaarheid en nauwkeurigheid van GHS'en kunnen verbeteren. [9] De eerste groep bestaat uit niet-visuele sensoren, zoals audio-, diepte- en EEG-sensoren, die extra informatie bieden naast de visuele dimensie en de herkenningssnauwkeurigheid verbeteren, bijvoorbeeld bij variaties in verlichting en positieverschuivingen. De tweede groep bestaat uit gedetailleerde gezichtsensoren, die kleine dynamische veranderingen van een gezichtsonderdeel detecteren, zoals oogbewegingssensoren, die kunnen helpen achtergrondruis en gezichtsbeelden te onderscheiden. De laatste groep bestaat uit doelgerichte sensoren, zoals infrarood thermische sensoren, die GHS'en kunnen helpen om nutteloze visuele inhoud te filteren en kunnen helpen bij het weerstaan van variaties in verlichting.

De meest optimale verbetering voor GHS'en is het combineren van meerdere modaliteiten (bijvoorbeeld visuele gegevens, diepte-informatie, textuurgegevens enz.) of soorten gegevens om de identiteit van een persoon te verifiëren. Multimodale gezichtsherkenning heeft het potentieel om de beperkingen van verschillende beeldmodaliteiten te overwinnen. Multimodale gezichtsherkenning met optimale fusie biedt veelbelovende toekomstperspectieven voor gezichtsherkenning. [21]

Iets wat van belang is bij GHS'en, maar vaak niet behandeld wordt in onderzoeken, is de rekenkracht van computers. De rekenkracht is cruciaal in praktische toepassingen, waar nauwkeurigheid soms wordt opgeofferd voor snelheid. [21]

Verder spelen de mensen die het systeem besturen een belangrijke rol bij het verbeteren van GHS'en doordat de verkregen resultaten eerst worden geanalyseerd door een getrainde analist. Het aannemen en selecteren van menselijke operators, samen met effectieve training en mentorbegeleiding, kan de operationele nauwkeurigheid van gezichtsherkenningssystemen verder verbeteren. Een groep zeer getrainde en ervaren "gezichtsexaminatoren" presteerde 20% beter dan andere groepen. [19]

8 Experiment

8.1 Meetopstelling

Het doel van dit experiment is om de prestaties van een GHS, ontwikkeld met OpenCV's Haar Cascade, te evalueren en mogelijke verbeteringen te identificeren. De hoofdvraag is: Hoe kan een gezichtsherkenningssysteem verbeterd worden om foutieve identificatie te verminderen?

Hypothese A: Het plaatsen van de camera op een hogere positie zal de nauwkeurigheid van een GHS niet beïnvloeden.

Hypothese B: Het toevoegen van meer trainingsdata zal de nauwkeurigheid van een GHS positief beïnvloeden.

De webcam zal op een hoge locatie worden geplaatst om een beveiligingscamera te simuleren. Lichtintensiteit is een belangrijke factor in dit experiment, aangezien ze de resultaten aanzienlijk kunnen beïnvloeden. [11] Het experiment zal met drie deelnemers worden uitgevoerd en zal volledig binnenshuis plaatsvinden.

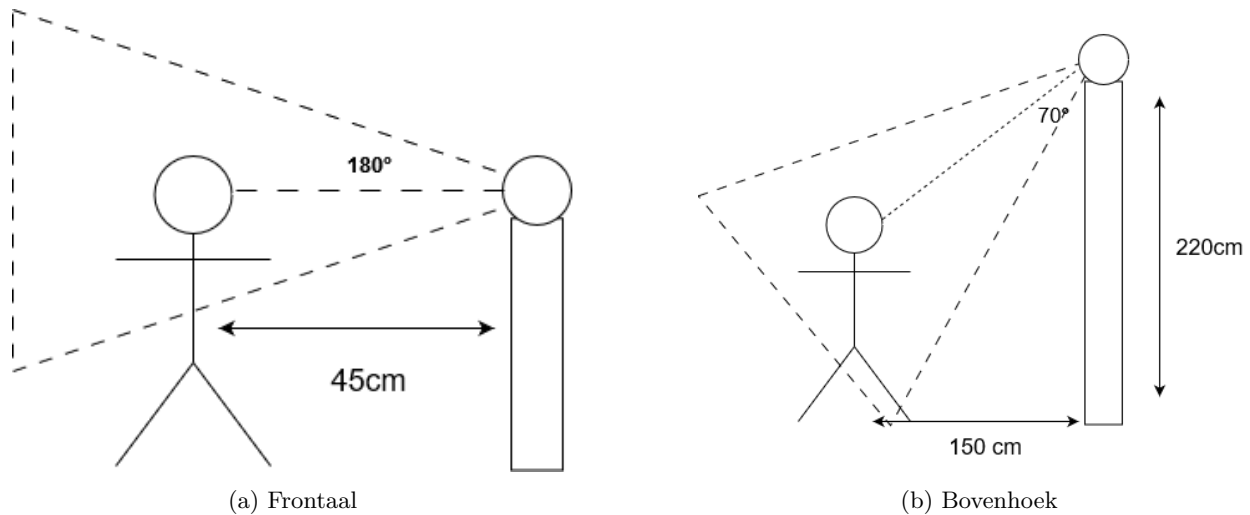
Hardware:

- Webcam: Een standaard USB-webcam, geplaatst op een hoge locatie om een beveiligingscamera te simuleren.
- Computer: Een computer met voldoende verwerkingskracht om real-time beeldverwerking uit te voeren.
- Telefoon: Een telefoon voor het meten van de lichtsterkte in LUX

Software:

- OpenCV: Open Source Computer Vision Library, gebruikt voor gezichtsdetectie en -herkenning.
- Python: Programmeertaal voor het ontwikkelen van het gezichtsherkenningsscript.
- Haar Cascade Classifier: Een voorgetraind model binnen OpenCV voor gezichtsdetectie.
- Database: Een verzameling gezichtsfoto's van verschillende personen, georganiseerd in mappen.

Tijdens het experiment worden twee opstellingen gebruikt. De eerste opstelling betreft een opname van het gezicht frontaal op ooghoogte, zoals weergegeven in figuur 8.1 (a). De tweede opstelling betreft een opname vanuit een bovenhoek op een hoogte van 220 cm en een hoek van 70° , zoals weergegeven in figuur 8.1 (b).



Figuur 8.1: Voorbeeld van frontale en bovenhoekse opstelling

In totaal worden er 10 foto's van de deelnemers genomen: 2 frontaal, 2 frontaal onder een hoek van 30° naar rechts, 2 frontaal onder een hoek van 30° naar links, 2 onder een hoek van 30° naar boven en 2 onder een hoek van 30° naar beneden, zoals te zien in figuur 8.2. Deze foto's worden in de database geplaatst en gebruikt voor het matchen van gezichten.



Figuur 8.2: Voorbeeld Foto's

Daarnaast omvat het experiment verschillende situaties, die hieronder één voor één worden beschreven:

Variaties in de Database

- Enkele Foto per Persoon: Het gebruiken van slechts één foto per persoon in de database. Dit test de capaciteiten van het systeem om gezichten te herkennen met minimale gegevens.
- Meerdere Foto's per Persoon: Meerdere foto's in de database. Dit helpt te evalueren of het systeem beter presteert met meer referentiebeelden.

Variaties in Verlichting

- Uniforme Verlichting: Test met een gelijkmatige, diffuse verlichting waarbij het gezicht volledig en gelijkmatig wordt belicht.
- Lage Verlichting: Test in omstandigheden met weinig licht om te beoordelen of het systeem gezichten herkent in onderbelichte situaties.

Variaties in Gezichtsbedekking

- Bril: Het testen van personen die een bril dragen om te beoordelen hoe het systeem werkt met gedeeltelijke gezichtsbedekking.
- Hoed of Pet: Het testen van personen die een hoed of pet dragen.
- Maskers of Gezichtsbedekking: Test met personen die gedeeltelijke gezichtsbedekkingen dragen, zoals mondkapjes.

Variaties in Gezichtshoeken

- Frontale Aanblik: Test met frontale opnames van het gezicht.
- Verschillende Hoogtes: Testen met opnames die zijn genomen vanuit bovenhoeken (beveiligingscamera), om de prestaties van het systeem te evalueren onder verschillende hoogtes.

Variaties in Expressies

- Neutrale Gezichtsuitdrukking: Test met een neutrale gezichtsuitdrukking.
- Verschillende Gezichtsuitdrukkingen: Het testen van verschillende gezichtsuitdrukkingen, zoals ogen gesloten of mond open.

8.2 Resultaten

Bij de beschrijvingen van de resultaten worden de gebruikte afkortingen weergegeven in tabel 8.1.

Afking	Betekenis
TM	Total Matches
Max FPF	Maximum gezichten gedetecteerd in één frame
Avg. FPF	Gemiddeld aantal gezichten per frame
Lux	Verlichtingssterkte
FP	False Positive
FN	False Negative
OH	Ooghoogte

Tabel 8.1: Gebruikte afkortingen

In de staafdiagrammen worden afkortingen gebruikt die bestaan uit een combinatie van twee letters. De eerste letter duidt aan of de opnamen Frontaal (F) of vanuit een Bovenhoek (B) zijn gemaakt. De tweede letter geeft de situatie aan: Laag (L), Uniform (U), Bril (B), Pet (P), Mondkapje (M), Neutraal (N), Ogen Dicht (O), Mond Open (M). Bijvoorbeeld, F-O staat voor een frontale opname met de ogen dicht. Verder geldt dat licht grijs het percentage van > 8.0 en donker grijs het percentage van < 0.8 is. Vergrote versies van de staafdiagrammen zijn te vinden in bijlage A, B en C voor respectievelijk persoon A, B en C.

De volgende formules zijn gebruikt bij het berekenen van de data:

$$\text{Boven Drempel} = \sum_{\text{Score} \in \text{TM}} (\text{Score} > 0.8)$$

$$\text{Onder Drempel} = \sum_{\text{Score} \in \text{TM}} (\text{Score} < 0.8)$$

Hierbij is 'TM' de lijst met de geretourneerde waarden van de template matching. De uitdrukking $(\text{Score} > 0.8)$ en $(\text{Score} < 0.8)$ geeft aan of een bepaalde score respectievelijk hoger of lager is dan 0.8. Dit resulteert in een waarde van 1 als de voorwaarde waar is en 0 als deze niet waar is. De som van deze waarden over alle scores geeft het totale aantal matches waarbij de score hoger of lager is dan 0.8.

$$\text{Onder Percentage} = \left(\frac{\text{TM}}{\text{Onder Drempel}} \right) \times 100$$

Het totaal aantal matches met een score lager dan of gelijk aan 0.8 wordt weergegeven als een percentage, genaamd 'Onder Percentage'. Hierin is 'Onder Drempel' het berekende aantal scores lager dan 0.8, en 'TM' de totale lijst met geretourneerde waarden van de template matching.

$$\text{Boven Percentage} = \left(\frac{\text{TM}}{\text{Boven Drempel}} \right) \times 100$$

Het totaal aantal matches met een score hoger dan 0.8 wordt weergegeven als een percentage, genaamd 'Boven Percentage'. Hierin is 'Boven Drempel' het berekende aantal scores hoger dan 0.8, en 'TM' de totale lijst met geretourneerde waarden van de template matching.

De formule voor het gemiddelde aantal gezichten per frame is:

$$\text{Avg. FPF} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{FPF}[i]}{n}$$

Hierbij is 'Avg. FPF' het gemiddelde aantal gezichten per frame, n het totale aantal frames, en $\text{FPF}[i]$ het aantal gedetecteerde gezichten in het i -de frame.

8.2.1 Persoon A

In figuur 8.3 (a) en (b) worden respectievelijk de berekende resultaten weergegeven voor de testen: 'Variaties in Verlichting', 'Variaties in Gezichtsbedekking' en 'Variaties in Expressies' voor 1 foto en 10 foto's.

Variaties in Verlichting (1 Foto)				
Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM		
Laag	Uniform	Laag	Uniform	
TM	324	305	326	259
>0.8	96.6%	100%	15.33%	0.38%
<0.8	3.39%	0%	84.66%	99.61%
Max FPF	2	1	2	2
Avg. FPF	1.6	1.0	1.08	0.86
Lux	13	160	13	160
FP	5x	0x	15x	1x
FN	1x	0x	Constant	Constant

Variaties in Gezichtsbedekking (1 Foto)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap	
TM	308	295	292	40	18	170
>0.8	68.18%	0.0%	0.0%	15.0%	0.0%	5.29%
<0.8	31.81%	100.0%	100.0%	85%	100.0%	94.71%
Max FPF	2	2	1	1	1	2
Avg. FPF	1.02	0.98	0.97	0.13	0.05	0.56
Lux	160	160	160	160	160	160
FP	0x	0x	0x	6x	0x	3x
FN	8x	Constant	Constant	Constant	Constant	Constant

Variaties in Expressies (1 Foto)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open	
TM	305	305	304	259	281	251
>0.8	100%	87.21%	49.34%	0.38%	0.35%	0.39%
<0.8	0%	12.78%	84.04%	99.61%	99.64%	99.60%
Max FPF	1	2	2	2	2	2
Avg. FPF	1.0	1.01	1.00	0.86	0.93	0.83
Lux	160	160	160	160	160	160
FP	0x	1x	0x	1x	1x	3x
FN	0x	0x	9x	Constant	Constant	Constant

Variaties in Verlichting (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM				
Laag	Uniform	Laag	Uniform			
TM	3240	3050	3260	2590		
>0.8	59.07%	64.0%	15,15%	0.38%		
<0.8	40.9%	36.0%	84.84%	99.61%		
Max FPF	2	1	2	2		
Avg. FPF	1.07	1.0	1.07	0.86		
Lux	13	160	13	160		
FP	12x	0x	20x	3x		
FN	0x	0x	16x	Constant		

Variaties in Gezichtsbedekking (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap	
TM	3080	2950	2920	400	180	1700
>0.8	28.21%	0.0%	0.0%	14.0%	0.0%	5.29%
<0.8	71.78%	100.0%	100.0%	86.0%	100.0%	94.70%
Max FPF	2	2	1	1	1	2
Avg. FPF	1.02	0.98	0.97	0.13	0.05	0.56
Lux	160	160	160	160	160	160
FP	4x	0x	0x	6x	0x	3x
FN	1x	Constant	Constant	Constant	Constant	Constant

Variaties in Expressies (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open	
TM	3050	3050	3040	2590	2810	2510
>0.8	64.0%	49.73%	15,95%	0.38%	0.35%	0.31%
<0.8	36.0%	50,26%	84,04%	99.61%	99,64%	99.68%
Max FPF	1	2	2	2	2	2
Avg. FPF	1.0	1.01	1.00	0.86	0.93	0.83
Lux	160	160	160	160	160	160
FP	0x	1x	2x	3x	1x	3x
FN	0x	0x	5x	Constant	Constant	Constant

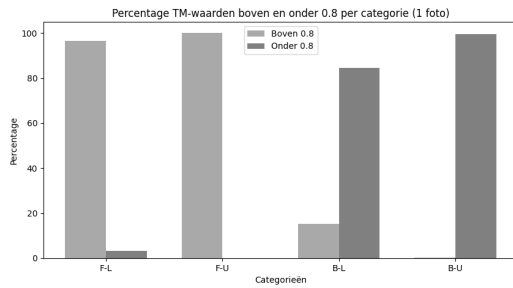
(a) Resultaten: 1 Foto

(b) Resultaten: 10 Foto's

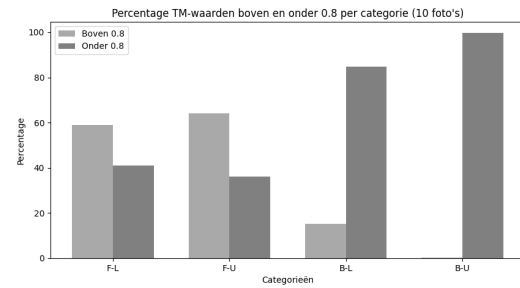
Figuur 8.3: Overzicht van de resultaten voor Persoon A

Uit de testen bij persoon A blijkt dat de TM toeneemt met het aantal foto's in de database. Over het algemeen is het aantal matches met een score hoger dan 0.8 groter bij een frontale aanblik van 180° dan bij een bovenhoek van 70° op een hoogte van 220 cm. Het systeem kon het gezicht van persoon A echter tijdens elke test niet herkennen vanuit de bovenhoek en gaf consequent een FN. Verder blijkt het systeem tijdens alle testen gezichten te detecteren in objecten op de achtergrond of in kleding, terwijl er geen gezichten zijn. Daarnaast werd de overgang van de kin naar de nek soms gedetecteerd als een extra gezicht bij persoon A. Het is onduidelijk waarom het systeem dit doet. In het algemeen scoorde het systeem laag bij het herkennen van gezichten van persoon A vanuit een bovenhoek.

Uit de test 'Variaties in Verlichting' bleek dat er weinig verschil was tussen foto's genomen bij weinig licht en foto's genomen bij gelijkmatig licht voor frontale opnamen, ongeacht of er één of tien foto's in de database waren. Dit is te zien in figuren 8.4 (a) en (b). Opmerkelijk is dat het percentage scores van minder dan 0,8 bij 10 foto's hoger is dan bij 1 foto voor frontale opnamen. Dit komt doordat het systeem alle niet-overeenkomende afbeeldingen meetelt; bij een dataset van 10 foto's gebeurt dit vaker dan bij een dataset van 1 foto.

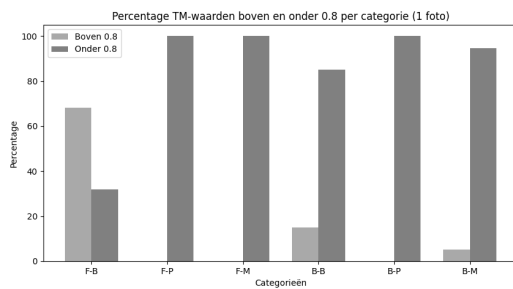


(a) Percentage: Variaties in Verlichting (1 foto)

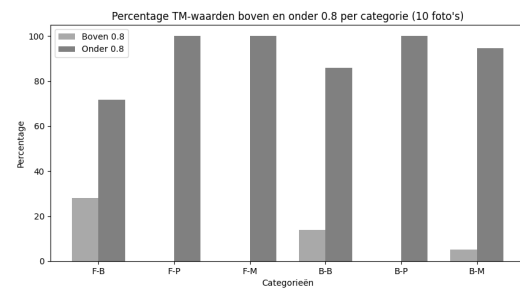


(b) Percentage: Variaties in Verlichting (10 foto's)

Figuur 8.4: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting



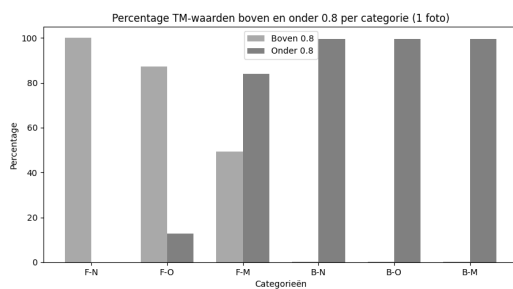
(a) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)



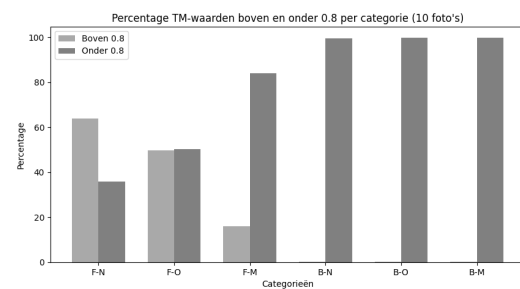
(b) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)

Figuur 8.5: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking

Bij de test 'Variaties in Gezichtsbedekking' veroorzaakten een pet en mondkap de grootste negatieve resultaten, zowel bij frontale opnamen als bij opnamen vanuit een bovenhoek, zoals te zien in figuur 8.5 (a) en (b). Bij opnames vanuit een bovenhoek ondervond het systeem ook moeilijkheden bij het detecteren van het gezicht van persoon A. De Avg. FPF waren respectievelijk 0,13, 0,05 en 0,56 tijdens de tests met een bril, pet en mondkap.



(a) Percentage: Variaties in Expressies (1 foto)



(b) Percentage: Variaties in Expressies (10 foto's)

Figuur 8.6: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies

Bij de test "Variaties in Expressies" bleek het sluiten van de ogen weinig tot geen effect te hebben op het systeem bij een frontale aanblik, te zien in figuur 8.6 (a) en (b). Echter, wanneer persoon A zijn mond open hield, had het systeem meer moeite met het herkennen van het gezicht, hoewel het nog wel een gezicht detecteerde.

8.2.2 Persoon B

In figuur 8.7 (a) en (b) worden respectievelijk de berekende resultaten weergegeven voor de testen: 'Variaties in Verlichting', 'Variaties in Gezichtsbedekking' en 'Variaties in Expressies' voor 1 foto en 10 foto's.

Variaties in Verlichting (1 Foto)					Variaties in Verlichting (10 Foto's)				
Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM			Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM		
Laag	Uniform	Laag	Uniform		Laag	Uniform	Laag	Uniform	
TM	310	215	290	230	TM	3100	3150	2900	2300
>0.8	0.32%	1.27%	1.38%	0.43%	>0.8	0.25%	1.20%	1.38%	0.43%
<0.8	99.68	98.73%	98.62%	99.57%	<0.8	99.74%	98.79%	98.62%	99.56%
Max FPF	2	3	2	2	Max FPF	2	3	2	2
Avg. FPF	1.03	1.04	0.96	0.76	Avg. FPF	1.02	1.2	0.96	0.76
Lux	7	140	7	140	Lux	7	140	7	140
FP	1x	3x	2x	1x	FP	1x	3x	1x	1x
FN	Constant	Constant	Constant	Constant	FN	Constant	Constant	Constant	Constant

Variaties in Gezichtsbedekking (1 Foto)							Variaties in Gezichtsbedekking (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM				Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap		Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap	
TM	306	306	308	180	110	163	TM	3060	3060	3080	1800	1100	1630
>0.8	1.31%	1.31%	2.27%	0.55%	0.90%	0.0%	>0.8	1.37%	1.31%	2.27%	0.55%	0.9%	0.0%
<0.8	98.69%	98.69%	97.72%	99.44%	99.9%	100.0%	<0.8	98.63%	98.69%	97.72%	99.44%	99.09%	100.0%
Max FPF	2	2	2	2	2	2	Max FPF	2	2	2	2	2	2
Avg. FPF	1.01	1.01	1.02	0.60	0.37	0.54	Avg. FPF	1.01	1.01	1.02	0.60	0.36	0.54
Lux	140	140	140	140	140	140	Lux	140	140	140	140	140	140
FP	3x	3x	5x	1x	1x	0x	FP	3x	3x	5x	1x	1x	0x
FN	Constant	Constant	Constant	Constant	Constant	Constant	FN	20x	Constant	Constant	Constant	Constant	Constant

Variaties in Expressies (1 Foto)							Variaties in Expressies (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM				Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open		Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open	
TM	215	305	307	230	226	265	TM	3150	3050	3070	2300	2260	2650
>0.8	1.27%	100.0%	1.30%	0.43%	0.88%	0.0%	>0.8	1.20%	21.05%	1.40%	0.43%	1.28%	0.0%
<0.8	98.73%	0.0%	98.70%	99.57%	99.11%	100.0%	<0.8	98.79%	78.95%	98.60%	99.56%	98.72%	100.0%
Max FPF	3	2	2	2	2	2	Max FPF	3	2	2	2	2	2
Avg. FPF	1.04	1.01	1.02	0.76	0.74%	0.88	Avg. FPF	1.2	1.01	1.02	0.76	0.74	0.87
Lux	140	140	140	140	140	140	Lux	140	140	140	140	140	140
FP	3x	5x	4x	1x	4x	0x	FP	3x	3x	4x	1x	4x	0x
FN	Constant	0x	Constant	Constant	Constant	Constant	FN	Constant	0x	Constant	Constant	Constant	Constant

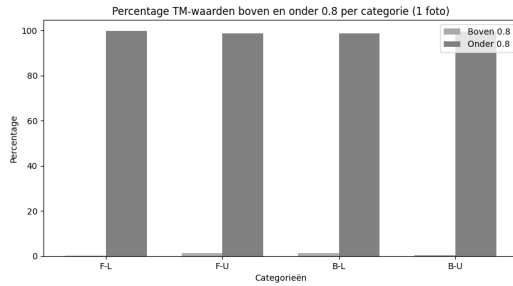
(a) Resultaten: 1 Foto

(b) Resultaten: 10 Foto's

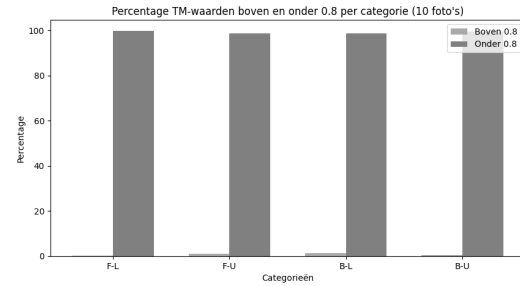
Figuur 8.7: Overzicht van de resultaten voor Persoon B

Het GHS had over het algemeen veel moeite om het gezicht van Persoon B te herkennen, wat vaak resulteerde in een FN. In het experiment 'Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)' werd het gezicht van Persoon B slechts kort herkend door het systeem bij een frontale aanblik met een bril, zoals te zien in figuur 8.9. In het experiment 'Variaties in Expressies', zoals weergegeven in figuur 8.10, werd bij zowel één als tien foto's de meeste matches met een score van > 0.8 gevonden bij een frontale aanblik met gesloten ogen. De Max FPF lag in alle gevallen tussen de 2 en 3, wat betekent dat het gezichtsherkenningssysteem tijdens alle experimenten meerdere gezichten detecteerde.

Bij het testen van het gezichtsherkenningssysteem onder twee lichtomstandigheden, zoals weergegeven in figuur 8.8, bleek dat frontale, uniforme verlichting de herkenningsresultaten weinig beïnvloedden. Voor één enkele foto werd het TM bij frontale, uniforme belichting gemeten als 215, en bij frontale, lage belichting als 310, terwijl deze aantallen voor bovenhoekbelichting 290 en 230 waren. Slechts een klein percentage van deze matches scoorde boven de 0,8 drempel ($> 0,8$), met de hoogste waarde van 1,38% bij frontale, uniforme belichting. De meeste matches scoorden echter onder de 0,8 drempel ($< 0,8$), met percentages variërend van 98,62% tot 99,68%. Het Avg. FPF was iets hoger bij frontale, uniforme belichting (1.04) dan bij lage belichting (1.03). De FP varieerden tussen 1 en 3, terwijl de FN constant bleven.



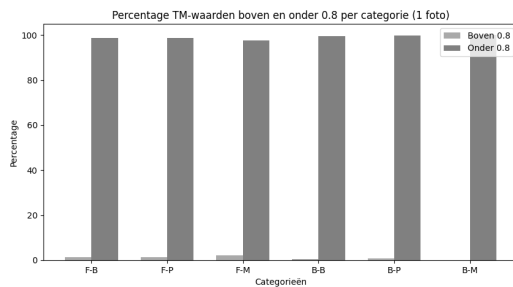
(a) Percentage: Variaties in Verlichting (1 foto)



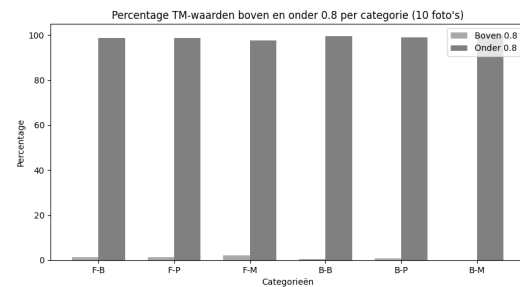
(b) Percentage: Variaties in Verlichting (10 foto's)

Figuur 8.8: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting

Bij het gebruik van tien foto's vertoonden de resultaten een vergelijkbaar patroon. Het TM bij frontale, lage en uniforme belichting was respectievelijk 3100 en 3150, met een kleine toename van het aantal matches boven de 0,8 drempel bij uniforme belichting (1,20%), hoewel dit werd veroorzaakt door FP op de achtergrond. De meeste matches scoorden nog steeds onder de 0,8 drempel. Het Avg. FPF lag tussen 0.76 en 1.2. Het aantal FP bleef vergelijkbaar, met een constant aantal FN.



(a) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)

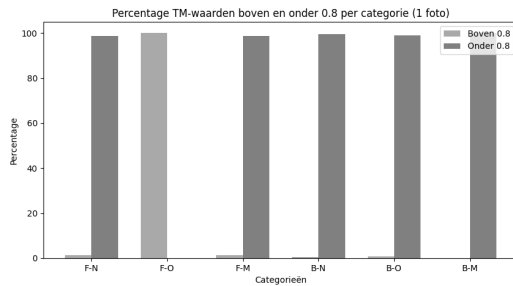


(b) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)

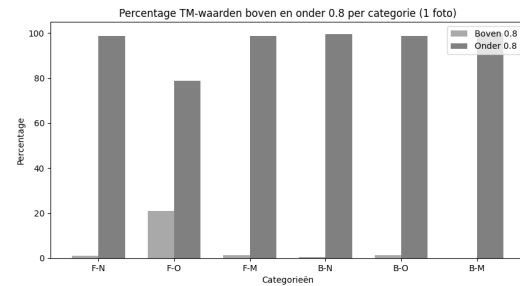
Figuur 8.9: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking

Het gezichtsherkenningssysteem werd ook getest met verschillende vormen van gezichtsbedekking, zoals een bril, pet of mondkapje, zie figuur 8.9. Voor één foto bleek dat het TM aanzienlijk hoger was bij een frontale opnamen dan bij een bovenhoek opnamen, met waarden variërend van 306 tot 308 bij frontale opnamen en van 110 tot 180 bij bovenhoek opnamen. Het percentage matches boven de 0,8 drempel ($> 0,8$) was hoger bij mondkapjes (2,27%), dan bij brillen of petten (1,31%). Dit kwam doordat het systeem extra gezichten detecteerde in het mondkapje zelf. Bij bovenhoek opnamen scoorde geen enkele match met mondkapjes boven de 0,8 drempel. Voor de Bril en Pet kwamen de scores boven de 0.8 door FP. Het aantal FP varieerde, met mondkapjes die het hoogste aantal FN veroorzaakten (5x), terwijl de FN constant bleven.

Bij gebruik van tien foto's vertoonden de resultaten een vergelijkbaar patroon. Het TM varieerde van 3060 tot 3080 bij frontale opnamen en van 1100 tot 1800 bij bovenhoek opnamen. Het percentage matches boven de 0,8 drempel ($> 0,8$) bleef hoger bij mondkapjes (2,27%) en lager bij brillen en petten bij een frontale opnamen. Het Avg. FPF bleef constant, en het aantal FP en FN bleef vergelijkbaar met de resultaten van één foto.



(a) Percentage: Variaties in Expressies (1 foto)



(b) Percentage: Variaties in Expressies (10 foto's)

Figuur 8.10: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies

De impact van gezichtsuitdrukkingen op de prestaties van het GHS werd onderzocht. Voor één foto bleek dat de mond open en gesloten ogen een hogere TM hadden bij frontale opnamen (307 en 305) vergeleken met bovenhoekopnamen (265 en 226). Opvallend genoeg scoorde het systeem 100% matches boven de 0,8 drempel ($> 0,8$) bij gesloten ogen in frontale opnamen, terwijl dit percentage aanzienlijk lager was voor andere experimenten. Het aantal FP varieerde van 3 tot 5, terwijl de FN over het algemeen constant bleven. Bij gesloten ogen in frontale opnamen werd geen enkele FN gevonden.

Bij het gebruik van tien foto's vertoonden de trends een vergelijkbaar patroon. Het TM varieerde van 3050 tot 3150 bij frontale opnamen en van 2260 tot 2650 bij bovenhoekopnamen. Opnieuw scoorde de uitdrukking 'ogen dicht' een aanzienlijk hoger percentage matches boven de 0,8 drempel (21,05%) bij frontale opnamen. Het aantal FP bleef variëren, terwijl de FN constant bleven, behalve bij de uitdrukking 'ogen dicht', waar geen enkele FN werd geregistreerd.

8.2.3 Persoon C

In figuur 8.11 (a) en (b) worden respectievelijk de berekende resultaten weergegeven voor de testen: 'Variaties in Verlichting', 'Variaties in Gezichtsbedekking' en 'Variaties in Expressies' voor 1 foto en 10 foto's.

Variaties in Verlichting (1 Foto)				
Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM		
Laag	Uniform	Laag	Uniform	
TM	300 305	253 257		
>0.8	1.30% 1.31%	0.0% 0.0%		
<0.8	98.70% 98.69%	100.0% 100.0%		
Max FPF	2 2	2 1		
Avg. FPF	1.02 1.01	0.84 0.86		
Lux	7 140	7 140		
FP	4x 3x	0x 0x		
FN	Constant Constant	Constant Constant		

Variaties in Gezichtsbedekking (1 Foto)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap	
TM	312 307	301	177 155	2030		
>0.8	0.96% 1.30%	0.0%	0.0% 17.41%	0.0%		
<0.8	99.04% 98.70%	100.0%	100.0% 82.58%	100.0%		
Max FPF	2 1.02	0.99	2 2	2		
Avg. FPF	1.03 2	2	0.58 0.51	0.67		
Lux	140 140	140	140 140	140		
FP	2x 2x	0x	0x 17x	0x		
FN	Constant Constant	Constant	Constant Constant	Constant		

Variaties in Expressies (1 Foto)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open	
TM	305 303	293	257 225	293		
>0.8	1.31% 0.0%	2.38%	0.0% 0.0%	0.0%		
<0.8	98.69% 100.0%	97.61%	100.0% 100.0%	100.0%		
Max FPF	2 1	3	1 1	1		
Avg. FPF	1.01 1.00	0.97	0.86 0.76	0.98		
Lux	140 140	140	140 140	140		
FP	3x 0x	5x	0x 0x	0x		
FN	Constant Constant	Constant	Constant Constant	Constant		

Variaties in Verlichting (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM				
Laag	Uniform	Laag	Uniform			
TM	3000 3050	2530 2570				
>0.8	1.52% 1.31%	0.15% 0.0%				
<0.8	98.47% 98.69%	99.84% 100.0%				
Max FPF	2 2	2 1				
Avg. FPF	1.02 1.01	0.83 0.86				
Lux	7 140	7 140				
FP	6x 3x	0x 0x				
FN	Constant Constant	Constant Constant				

Variaties in Gezichtsbedekking (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap	
TM	3120 3070	3010	1770 1550	2030		
>0.8	0.77% 1.14%	0.0%	0.0% 16.70%	0.0%		
<0.8	99.23% 98.86%	100.0%	100.0% 83.29%	100.0%		
Max FPF	2 1.02	0.99	2 2	2		
Avg. FPF	1.03 2	2	0.58 0.51	0.67		
Lux	140 140	140	140 140	140		
FP	2x 2x	0x	0x 17x	0x		
FN	Constant Constant	Constant	Constant Constant	Constant		

Variaties in Expressies (10 Foto's)						
Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM			
Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open	
TM	3050 3030	2930	2570 2250	2930		
>0.8	1.31% 0.0%	2.47%	0.0% 0.0%	0.0%		
<0.8	98.69% 100.0%	97.54%	100.0% 100.0%	100.0%		
Max FPF	2 1	3	1 1	1		
Avg. FPF	1.01 1.00	0.97	0.86 0.76	0.98		
Lux	140 140	140	140 140	140		
FP	3x 0x	5x	0x 0x	0x		
FN	Constant Constant	Constant	Constant Constant	Constant		

(a) Resultaten: 1 Foto

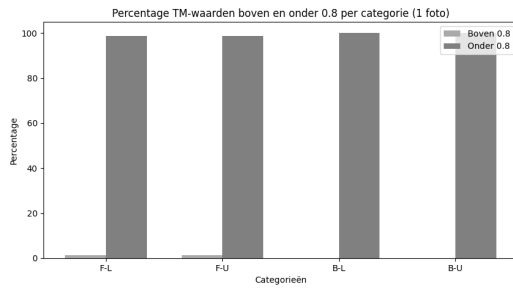
(b) Resultaten: 10 Foto's

Figuur 8.11: Overzicht van de resultaten voor Persoon C

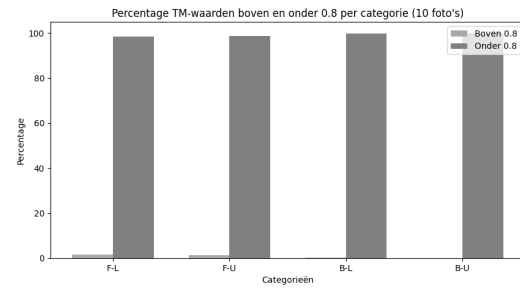
Over het geheel genomen ondervond het systeem aanzienlijke moeilijkheden bij het herkennen van het gezicht van Persoon C, wat resulteerde in de laagste scores voor deze persoon in vergelijking met alle andere deelnemers. Het gezichtsherkenningssysteem slaagde er niet in om Persoon C in geen enkel geval te identificeren, waarbij de waarden die boven de 0,8 drempel uitkwamen, afkomstig waren van FP die het systeem op de achtergrond registreerde.

Bij het experiment met één foto werden frontale opnamen met een hoek van 180° en ooghoogte vergeleken met bovenhoekopnamen van 70° en 220 cm hoogte. Onder lage frontale verlichtingsomstandigheden vertoonde het systeem een TM van 300 (Laag) en 305 (Uniform) voor frontale verlichtingsomstandigheden, met respectievelijk 253 en 257 bij bovenhoekopnamen. Opmerkelijk was de lage score van matches die de drempel van 0,8 overschreden allemaal afkomstig waren uit FP, figuur 8.12. Het aantal FP varieerde tussen 0 en 4, terwijl de FN constant bleven onder verschillende verlichtingsomstandigheden.

Bij het gebruik van tien foto's vertoonden de resultaten een vergelijkbaar patroon. Zowel bij frontale als bovenhoekopnamen bleef de TM consistent, met respectievelijk 3000 en 3050 bij frontale opnamen, en 2530 en 2570 bij bovenhoekopnamen. Ook hier was het percentage matches boven de 0,8 drempel laag en veroorzaakt door FP. Het aantal FP varieerde tussen 0 en 6, terwijl de FN constant bleven.

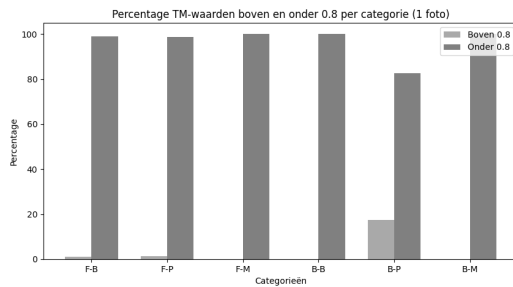


(a) Percentage: Variaties in Verlichting (1 foto)

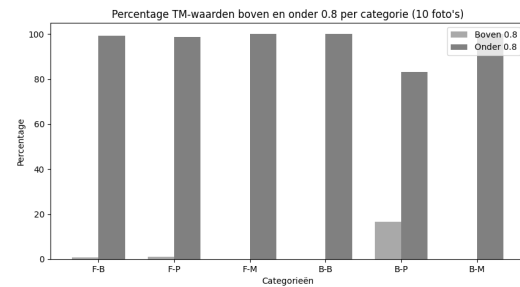


(b) Percentage: Variaties in Verlichting (10 foto's)

Figuur 8.12: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting



(a) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)

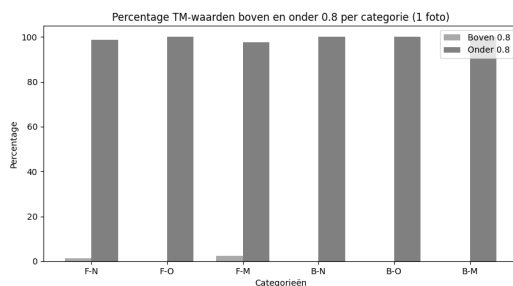


(b) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)

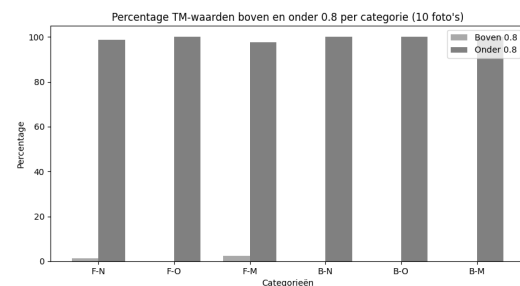
Figuur 8.13: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking

Een ander experiment onderzocht het effect van verschillende gezichtsbedekkingen, zoals brillen, petten en mondkapjes, op de prestaties van het systeem, zoals weergegeven in figuur 8.13. Onder uniforme verlichting werden frontale opnamen vergeleken met bovenhoekopnamen. Het systeem vertoonde geen matches boven de drempel van 0,8 bij mondkapjes, terwijl bij brillen en petten de percentages respectievelijk 0,77% en 1,14% waren bij frontale opnamen en 17,41% bij bovenhoekopnamen. Echter, het systeem heeft de persoon geen enkele keer herkend en waren de scores boven de 0,8 gegenereerd door FP in de achtergrond. Het aantal FP varieerde tussen 0 en 2 bij frontale opnamen en tussen 0 en 17 bij bovenhoekopnamen, terwijl de FN constant bleven.

Bij het gebruik van tien foto's bleef de trend vergelijkbaar. Het systeem behaalde geen matches boven de 0,8 drempel die niet voortkwamen uit FP, met een variatie in het aantal FP en constante FN.



(a) Percentage: Variaties in Expressies (1 foto)



(b) Percentage: Variaties in Expressies (10 foto's)

Figuur 8.14: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies

Het laatste experiment richtte zich op de invloed van verschillende expressies, zoals neutraal, ogen dicht en mond open, op de systeemprestaties, figuur 8.14. Echter scoorde het systeem hier ook zeer slecht en zijn alle scores boven de 0.8 voortkomend uit FP.

8.2.4 Persoon C Opnieuw

Omdat Persoon C de slechtste resultaten behaalde tijdens de eerste ronde van het experiment, werd besloten om het experiment opnieuw uit te voeren met aanpassingen aan de foto's in de database. De database bestaat nu uit 5 frontale foto's, genomen op afstanden van 45cm, 40cm, 35cm, 30cm en 25cm, en 5 foto's genomen vanuit een bovenhoek. Over het geheel genomen boekte het experiment betere resultaten in gezichtsherkenning, zoals te zien in figuur 8.15. Echter, door het gebruik van meerdere afstanden en hoeken van gezichten zag het systeem meer gezichten dan er daadwerkelijk waren in andere objecten tijdens de frontale opnamen. Bij de test met het mondkapje frontaal had het systeem zowel moeite met het detecteren als herkennen van het gezicht, met een gemiddelde FPF van minder dan 0.55. Bij de test met de pet frontaal presteerde het systeem aanzienlijk beter met een database van 10 foto's dan met één foto. De score van meer dan 0.8 bedroeg respectievelijk 12.0% en 1.16%.

Variaties in Verlichting (1 Foto)					
	Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM		
	Laag	Uniform	Laag	Uniform	
TM	327	319	272	283	
>0.8	34.25%	16.3%	0.36%	0.35%	
<0.8	65.74%	83.7%	99.63%	99.64%	
Max FPF	2	2	2	2	
Avg. FPF	1.08	1.06	0.90	0.93	
Lux	25	155	25	155	
FP	0x	0x	1x	1x	
FN	20x	15x	0x	1x	

Variaties in Gezichtsbedekking (1 Foto)						
	Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM		
	Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap
TM	339	345	159	284	245	273
>0.8	56.93%	1.16%	28.30%	0.0%	0.41%	0.36%
<0.8	43.07%	98.84%	71.70%	100.0%	99.59%	99.63%
Max FPF	3	2	2	2	2	1
Avg. FPF	1.12	1.15	0.52	0.94	0.81	0.91
Lux	155	155	155	155	155	155
FP	30x	11x	29x	0x	2x	1x
FN	16x	Constat	Constant	Constant	Constant	Constant

Variaties in Expressies (1 Foto)						
	Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM		
	Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open
TM	319	304	303	283	284	292
>0.8	16.3%	70.07%	1.98%	0.35%	0.0%	0.34%
<0.8	83.7%	29.93%	98.02%	99.64%	100.0%	99.66%
Max FPF	2	2	2	2	1	2
Avg. FPF	1.06	1.01	1.01	0.93	0.94	0.97
Lux	155	155	155	155	155	155
FP	0x	1x	0x	1x	0x	0x
FN	15x	5x	20x	1x	constant	1x

Variaties in Verlichting (10 Foto's)					
	Frontaal, 180°, OH		Bovenhoek, 70°, 220CM		
	Laag	Uniform	Laag	Uniform	
TM	3270	3190	2720	2830	
>0.8	8.31%	13.20%	13.97%	8.66%	
<0.8	91.68%	86.80%	86.03%	91.34%	
Max FPF	2	2	2	2	
Avg. FPF	1.08	1.06	0.90	0.93	
Lux	25	155	25	155	
FP	0x	0x	1x	1x	
FN	20x	15x	0x	1x	

Variaties in Gezichtsbedekking (10 Foto's)						
	Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM		
	Bril	Pet	Mondkap	Bril	Pet	Mondkap
TM	3390	3450	1590	2840	2450	2730
>0.8	15.92%	12.0%	26.04%	6.83%	1.27%	0.80%
<0.8	84.07%	88.0%	73.96%	93.17%	98.73%	99.19%
Max FPF	3	2	2	2	2	1
Avg. FPF	1.12	1.15	0.52	0.94	0.81	0.91
Lux	155	155	155	155	155	155
FP	30x	11x	29x	1x	2x	1x
FN	16x	10x	Constant	1x	Constant	Constant

Variaties in Expressies (10 Foto's)						
	Frontaal, 180°, OH			Bovenhoek, 70°, 220CM		
	Neutraal	Ogen dicht	Mond ope	Neutraal	Ogen dicht	Mond open
TM	3190	3020	3030	2830	2840	2920
>0.8	13.20%	26.41%	3.30%	8.66%	10.28%	10.95%
<0.8	86.80%	73.56%	96.70%	91.34%	89.72%	89.04%
Max FPF	2	2	2	2	1	2
Avg. FPF	1.06	1.01	1.01	0.93	0.94	0.97
Lux	155	155	155	155	155	155
FP	0x	1x	0x	1x	0x	3x
FN	15x	0x	20x	1x	6x	1x

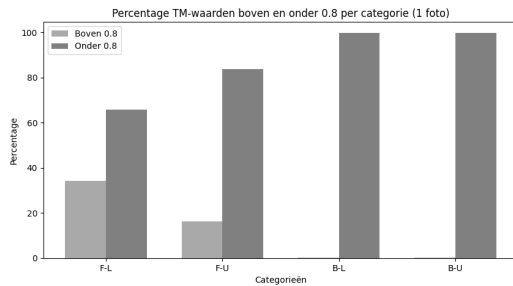
(a) Resultaten: 1 Foto

(b) Resultaten: 10 Foto's

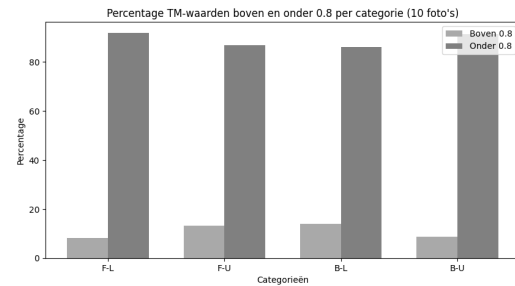
(a) Resultaten: 1 Foto

(b) Resultaten: 10 Foto's

Figuur 8.15: Overzicht van de resultaten voor Persoon C



(a) Percentage: Variaties in Verlichting (1 foto)

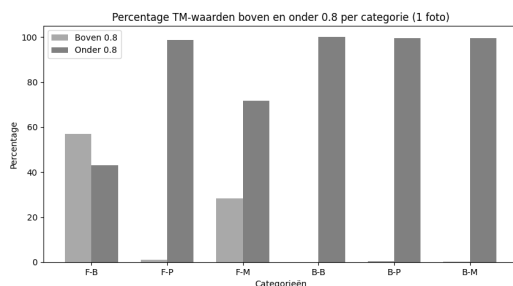


(b) Percentage: Variaties in Verlichting (10 foto's)

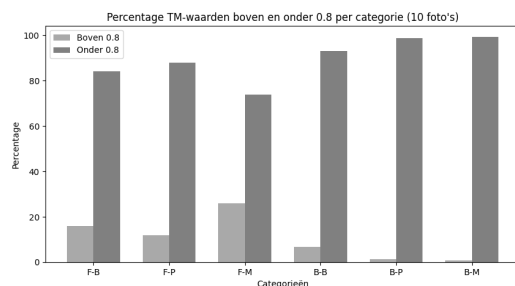
Figuur 8.16: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting

Voor de variatie in verlichting bij slechts één foto, figuur 8.16, vertoonden frontale opnamen met een hoek van 180° en ooghoogte consistent hogere TM dan bovenhoekopnamen van 70° en 220 cm hoogte. Onder lage frontale verlichtingsomstandigheden lag de TM op 327 met een TM van 319 onder uniforme frontale verlichting. Bovenhoekopnamen scoorden lager, met respectievelijk 272 en 283 voor lage en uniforme verlichting. Het aantal matches dat de drempel van 0,8 overschreed, was minimaal, vooral bij bovenhoekopnamen, met slechts 0,36% en 0,35% voor lage en uniforme verlichting.

Bij het gebruik van tien foto's waren er veranderingen in de data. Frontale opnamen toonden consistent hogere TM, met respectievelijk 3270 en 3190 voor lage en uniforme verlichting, terwijl bovenhoekopnamen lager scoorden met 2720 en 2830. Vergeleken met de bovenhoekopnamen met 1 foto scoorde het systeem beter met de nieuwe 10 foto database. Vanuit de bovenhoek herkende het systeem nu de persoon met een 13.20% boven de drempel waarde bij lage verlichting en 8.66% bij uniforme verlichting.



(a) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)



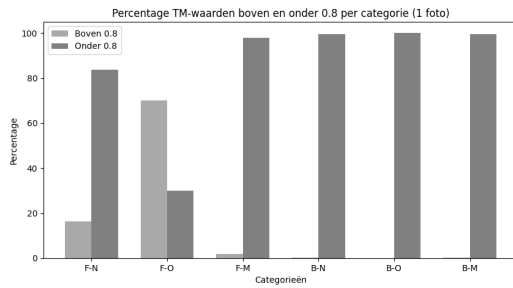
(b) Percentage: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)

Figuur 8.17: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking

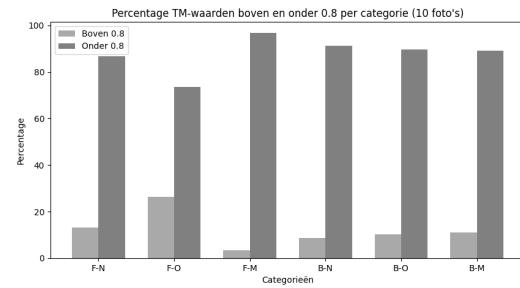
De resultaten laten zien dat gezichtsbedekking de prestaties van het systeem beïnvloedt, zoals weergegeven in figuur 8.17. Bij frontale opnamen behaalden brillen de hoogste score met een TM van 339, terwijl petten en mondkapjes lager scoorden, respectievelijk 345 en 159. Bij opnamen vanuit een bovenhoek scoorden brillen ook het hoogst met een TM van 284, terwijl petten en mondkapjes respectievelijk 245 en 273 scoorden. Het aantal matches dat de 0,8-drempel overschreed, was over het algemeen laag.

Bij het gebruik van tien foto's werd een vergelijkbaar patroon waargenomen. Brillen vertoonden de hoogste TM bij frontale opnamen en behielden deze hoogste score bij opnamen vanuit een bovenhoek. Het percentage matches dat hoger dan 8 scoorde, nam toe vergeleken met het gebruik van slechts één foto met bril. De pet en mondkap bleven echter slecht scoren, zelfs met de aangepaste database.

Uit de gegevens blijkt dat expressies de prestaties van het systeem beïnvloeden, zoals te zien is in figuur 8.18. Bij frontale opnamen scoorden gesloten ogen het hoogst met een TM van 304 en een percentage van 70,07% dat de 0,8-drempel overschreed, terwijl bij opnamen vanuit een bovenhoek gesloten ogen de laagste TM hadden. Het aantal matches dat de 0,8-drempel overschreed, was over het algemeen laag.



(a) Percentage: Variaties in Expressies (1 foto)



(b) Percentage: Variaties in Expressies (10 foto's)

Figuur 8.18: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies

Bij het gebruik van tien foto's nam het percentage matches dat groter was dan 0,8 toe. Neutrale expressies vertoonden de hoogste TM bij frontale opnamen. Het hoogste percentage matches dat groter was dan 0,8 werd waargenomen bij frontale opnamen met gesloten ogen. Het percentage matches dat de 0,8-drempel overschreed, was hoger in vergelijking met één foto en andere experimenten.

Zowel bij één als tien foto's was het aantal FP bij frontale opnamen in beide gevallen vrij hoog.

8.2.5 Bevindingen

Het experiment vertoonde over het algemeen een betere werking bij het gebruik van een gemengde database, bestaande uit vijf frontale foto's genomen op verschillende afstanden en vijf foto's vanuit een bovenhoek.

De meetgegevens tonen aan dat Hypothese A niet wordt bevestigd. Er is een aanzienlijke daling in het percentage matches wanneer de camera op een hogere positie wordt geplaatst. Daarentegen wordt uit de metingen duidelijk dat Hypothese B wel wordt bevestigd. Het toevoegen van meer foto's aan de database heeft een positieve invloed op het aantal matches dat het systeem maakt. Een database met foto's van verschillende afstanden en hoeken van een persoon blijkt de meest gunstige impact te hebben op de resultaten van OpenCV's Haarcascade. Echter, het neveneffect hiervan is dat het aantal gedetecteerde gezichten in andere objecten ook toeneemt.

Daarnaast hebben het openen van de mond, het dragen van een pet, het bedekken van het gezicht met een mondkapje, en het filmen vanuit een bovenhoek de grootste negatieve invloed op het GHS.

8.3 Discussie

De aanleiding voor dit onderzoek was de rol van gezichtsherkenningssystemen in crimineel onderzoek en de bijbehorende risico's van foutieve identificaties. Het is essentieel om de nauwkeurigheid van deze systemen te verbeteren om foutieve matches te minimaliseren en de betrouwbaarheid te vergroten.

De hoofdvraag was: "Hoe kan een gezichtsherkenningssysteem verbeterd worden om foutieve identificatie te verminderen?" Om deze vraag te beantwoorden, is er onderzoek gedaan naar de identificatiemethoden van gezichtsherkenningssystemen, de specifieke eigenschappen van gezichten die tot fouten leiden, de invloed van externe factoren, de bestaande technieken voor het verminderen van foutieve identificaties, en de mogelijke verbeteringen voor deze systemen.

Na de test van persoon A werd de omgeving buiten donkerder door bewolking, wat mogelijk resulteerde in verschillende lichtcondities voor persoon A in vergelijking met personen B en C. Deze variabiliteit in lichtomstandigheden kan een invloed hebben gehad op de resultaten van de gezichtsherkenning. Het is belangrijk om deze variabele omgevingsfactoren te erkennen bij het analyseren van de experimentele bevindingen.

Daarnaast moet worden opgemerkt dat de kwaliteit van het webcambeeld niet optimaal was, wat potentiële vertekeningen in de matchresultaten kan hebben veroorzaakt. Een grondige peer review van de gebruikte code en een betere kwaliteit camera is noodzakelijk om eventuele fouten te identificeren die de betrouwbaarheid van de bevindingen zouden kunnen beïnvloeden.

Een uitdaging bij het gezichtsherkenningsexperiment was de gevoeligheid voor achtergrondelementen, wat kan resulteren in valse positieven waarbij objecten ten onrechte als gezichten worden geïdentificeerd. Het maken van de opnames in monotone ruimtes kan een mogelijke strategie zijn om dit fenomeen te verminderen en de nauwkeurigheid van de gezichtsherkenning te verbeteren.

Opmerkelijk is dat bij persoon B en C de herkenning van gezichten aanzienlijk slechter was dan bij persoon A, zonder duidelijke verklaring voor dit verschil.

Het is van cruciaal belang om te benadrukken dat de huidige resultaten mogelijk te onbetrouwbaar zijn om definitieve conclusies te trekken.

Gezien de vele variabelen die van invloed kunnen zijn op de resultaten, is het raadzaam om elk afzonderlijk factor nader te onderzoeken. Dit omvat bijvoorbeeld het evalueren van de camerakwaliteit, het optimaliseren van de gebruikte code, en andere relevante factoren om een dieper inzicht te verkrijgen in de factoren die de nauwkeurigheid van gezichtsherkenning beïnvloeden.

9 Conclusie

Uit het onderzoek kunnen de volgende conclusies worden getrokken. Het literatuuronderzoek toont aan dat gezichtsdetectie, kenmerkextractie en gezichtsherkenning essentiële stappen zijn binnen een GHS. Daarnaast spelen de houding van het gezicht, structurele componenten, huidskleur en gezichtsuitdrukkingen een rol bij foutieve identificatie binnen een GHS. Externe factoren zoals occlusie, verlichting, beeldkwaliteit, contrast, helderheid, en de gebruikte dataset hebben eveneens invloed op foutieve identificatie door het GHS.

De volgende factoren uit het literatuuronderzoek hebben een positief effect op de verbetering van GHS'en: (1) Het toepassen van deep learning bij gezichtsherkenningssystemen, (2) De integratie van 2D gezichtsherkenningssystemen in 3D gezichtsherkenningssystemen, (3) Het gebruik van verschillende sensoren tijdens het identificatieproces, waaronder niet-visuele sensoren, gedetailleerde gezichtssensoren en doelgerichte sensoren, (4) De combinatie van verschillende modaliteiten voor multimodale gezichtsherkenning, (5) Computers met voldoende rekenkracht, en (6) Het in dienst nemen van getrainde en ervaren gezichtsexaminatoren.

Het experiment concludeert de volgende zaken: (1) Het identificeren van opnamen gemaakt vanuit een bovenhoek geeft slechtere resultaten, (2) Het dragen van een pet belemmert de identificatie van het gezicht, (3) Het dragen van een mondkap belemmert de identificatie van het gezicht, (4) Opnamen met de mond open hebben een negatief effect op het identificatieproces en (5) Een database met foto's gemaakt op verschillende afstanden verbeterd het identificatie proces.

10 Aanbevelingen

De volgende aanbevelingen worden gedaan voor toekomstig onderzoek:

1) Onderzoek opdelen in kleinere studies: Gezien de schaal van het onderzoek en de vele factoren die invloed hebben op de resultaten, wordt aangeraden om deze factoren afzonderlijk te onderzoeken. Bijvoorbeeld, een studie naar de LUX-waarde waarbij het systeem het beste presteert, een onderzoek met verschillende soorten camera's om te bepalen bij welke beeldkwaliteit het systeem het beste presteert, of het onderzoek opnieuw uitvoeren op een computer met meer rekenkracht.

2) Betere implementatie van het tellen van FP en FN: Momenteel worden deze handmatig geteld door de opnamen te bekijken. Door dit proces te automatiseren, zullen de resultaten voor FP en FN nauwkeuriger worden.

3) Een grotere onderzoeksgroep en meer deelnemers: Het onderzoek was te groot voor één persoon. Het wordt aanbevolen om het opnieuw uit te voeren met een grotere onderzoeksgroep en meer deelnemers voor de gezichtsherkenning. Het experiment is uitgevoerd met slechts drie mensen, wat een te kleine groep is voor betrouwbare resultaten.

4) Peer review van de code: De code moet worden gepeerreviewd om de betrouwbaarheid en de resultaten van het onderzoek te versterken. De code is gemaakt door één persoon, en het is mogelijk dat er fouten of verkeerde berekeningen in de code zitten die de resultaten van het onderzoek hebben beïnvloed.

11 Acknowledgements

De voltooiing van dit onderzoekspaper zou niet mogelijk zijn geweest zonder de steun en begeleiding van Dhr. Marinus Maris, De Haagse Hogeschool. Zijn toewijding en overweldigende houding tegenover het helpen van zijn studenten zijn als medeverantwoordelijk voor het voltooiën van het onderzoekspaper. De aanmoediging en inzichtelijke feedback waren behulpzaam bij het volbrengen van deze taak.

Speciale dank aan Stack Overflow, Youtube en ChatGPT voor de technische en grammaticale assistentie. Hun buitengewone bijdragen hebben de kwaliteit van dit paper aanzienlijk verbeterd.

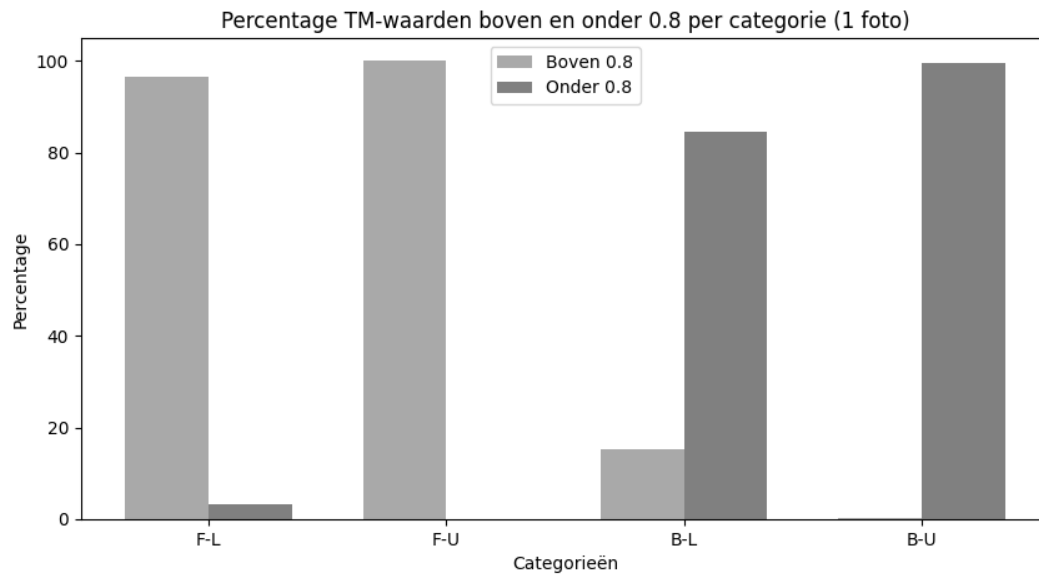
Referenties

- [1] Facial recognition technology: Federal law enforcement agency efforts related to civil rights and training. Report GAO-24-107372, U.S. Government Accountability Office (GAO), March 2024. Publicly Released: March 07, 2024.
- [2] HA Alrubaish and R Zagrouba. The effects of facial expressions on face biometric system's reliability. *Information*, 11(10):485, 2020.
- [3] F.Z. Borgesius. Discrimination, artificial intelligence, and algorithmic decision-making, 2018.
- [4] Kevin W. Bowyer, Kyong Chang, and Patrick Flynn. A survey of approaches and challenges in 3d and multi-modal 3d + 2d face recognition. *Computer Vision and Image Understanding*, 101(1):1–15, 2006.
- [5] Yi Cai, Yue Jin Lei, Ming Lei Yang, Zhi Sheng You, and Shiguang Shan. A fast and robust 3d face recognition approach based on deeply learned face representation. *Neurocomputing*, 363:375–397, 2019.
- [6] Valeriia Cherepanova, Steven Reich, Samuel Dooley, Hossein Souri, John Dickerson, Micah Goldblum, and Tom Goldstein. A deep dive into dataset imbalance and bias in face identification. In *Proceedings of the 2023 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, AIES '23, page 229–247, New York, NY, USA, 2023. Association for Computing Machinery.
- [7] Gary B. Huang, Marcello Mattar, Tamara Berg, and Erik Learned-Miller. Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments. In *Proceedings of the Workshop on Faces in 'Real-Life' Images: Detection, Alignment, and Recognition*, 2008.
- [8] Yue Jing, Xin Lu, and Sheng Gao. 3d face recognition: A comprehensive survey in 2022. *Comp. Visual Media*, 9:657–685, 2023.
- [9] Yassine Kortli, Mohamed Jridi, Ayman Al Falou, and Mohamed Atri. Face recognition systems: A survey. *Sensors*, 20(2):342, 2020.
- [10] Laura Moy. Facing injustice: How face recognition technology may increase the incidence of misidentifications and wrongful convictions. *Wm. & Mary Bill Rts. J.*, 30:337, December 2021.
- [11] Nada Mustafa. Face detection and the effect of contrast and brightness. 5:5–7, 01 2014.
- [12] T. Napoléon and Ayman Alfalou. Pose invariant face recognition: 3d model from single photo. *Optics and Lasers in Engineering*, 89:150–161, 2017.
- [13] Mousa Pasandi. *Face, Age and Gender Recognition Using Local Descriptors*. PhD thesis, Université d'Ottawa/University of Ottawa, Ottawa, ON, Canada, 2014.
- [14] Eyal Press. Does a.i. lead police to ignore contradictory evidence? <https://www.newyorker.com/magazine/2023/11/20/does-a-i-lead-police-to-ignore-contradictory-evidence>, November 2023. Accessed: 10 mei 2024.
- [15] A. Singh, S. Bhatt, V. Nayak, and M. Shah. Automation of surveillance systems using deep learning and facial recognition. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 14(Suppl 1):236–245, 2023. Epub 2023 Jan 6.
- [16] Emi van de Ven. Onderzoek 2023: momenteel 313.354 beveiligingscamera's in nederland. <https://www.vpngids.nl/auteur/emi-van-de-ven/>, Juni 2023. Accessed: 28 mei 2024.
- [17] A. Vinay, D. Hebbar, V. S. Shekhar, K. B. Murthy, and S. Natarajan. Two novel detector-descriptor based approaches for face recognition using sift and surf. *Procedia Computer Science*, 70:185–197, 2015.
- [18] Q. Wang, A. Alfalou, and C. Brosseau. New perspectives in face correlation research: a tutorial. *Advances in Optics and Photonics*, 9:1–78, 2017.
- [19] David White, John D Dunn, Alexandra C Schmid, and Richard I Kemp. Error rates in users of automatic face recognition software. *PLoS One*, 10(10):e0139827, Oct 2015.

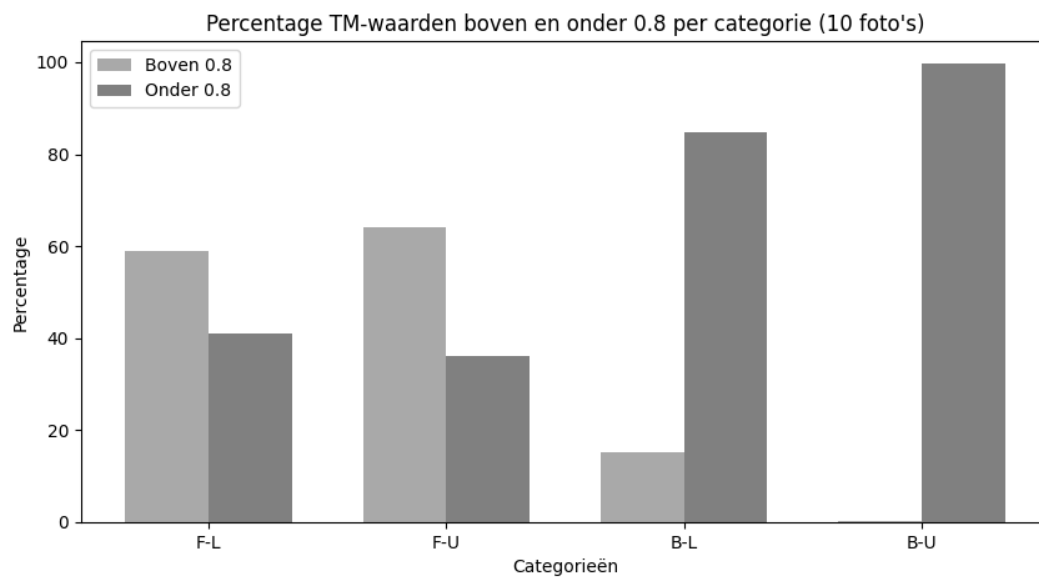
- [20] Ming-Hsuan Yang, David Kriegman, and Narendra Ahuja. Detecting faces in images: A survey. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 24:34 – 58, 02 2002.
- [21] Han Lei Zhou, Ajmal Mian, Lei Wei, Douglas Creighton, Mohammed Hossny, and Saeid Nahavandi. Recent advances on single-modal and multimodal face recognition: A survey. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 44(6):701–716, 2014.

Appendices

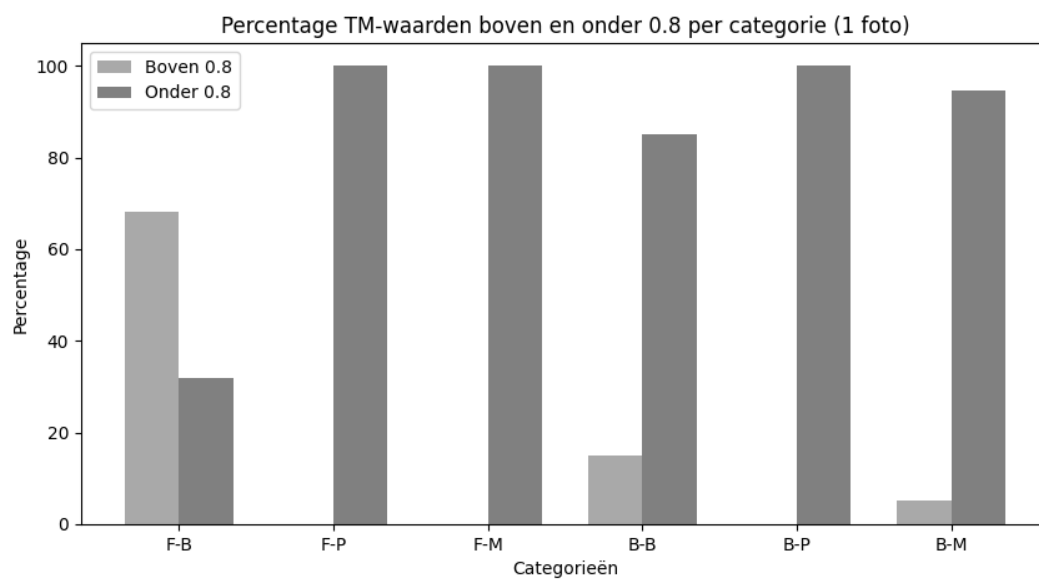
A Persoon A: Staafdiagrammen



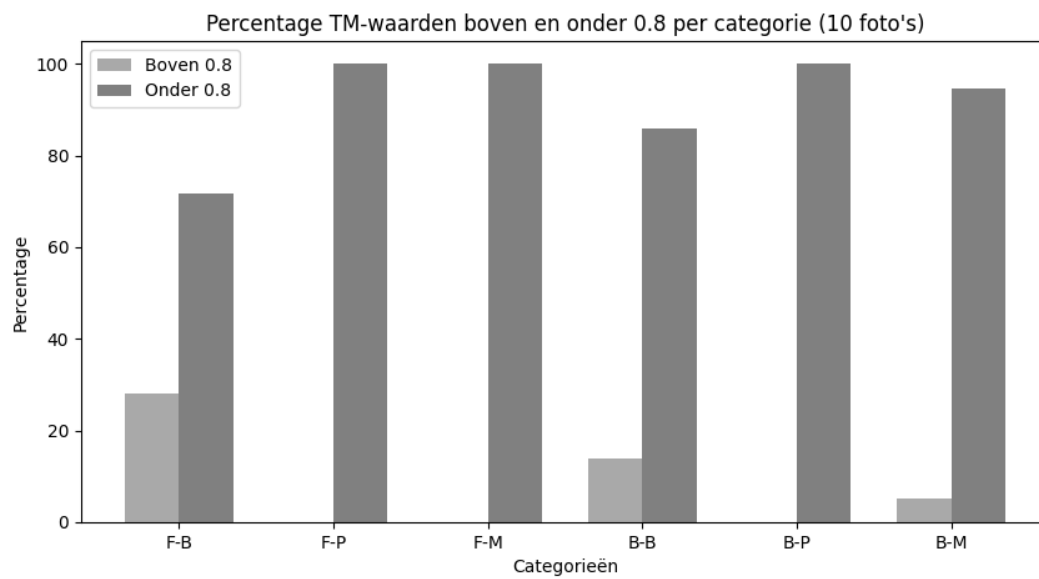
Figuur A.1: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (1 foto)



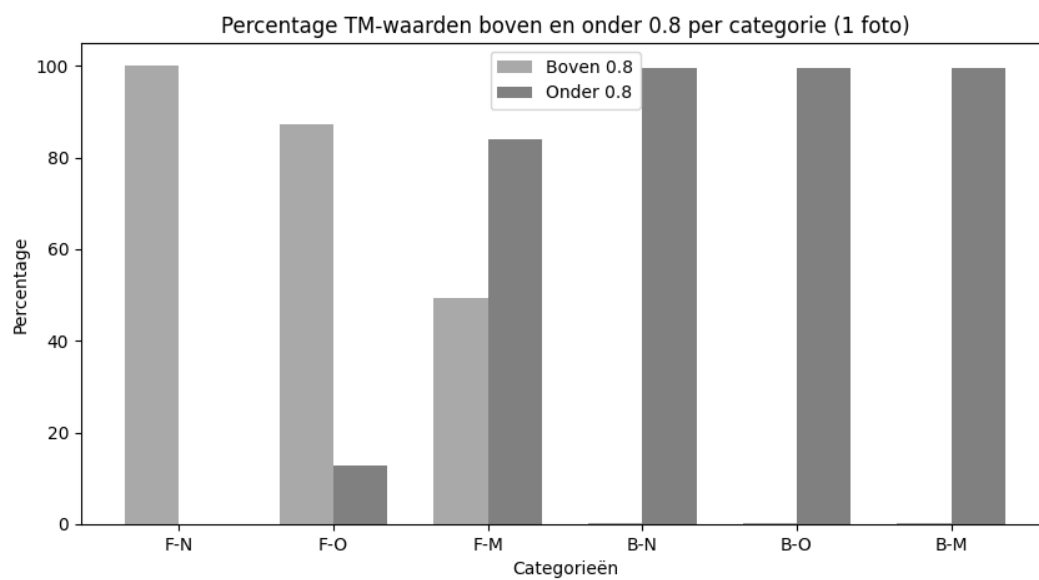
Figuur A.2: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (10 foto's)



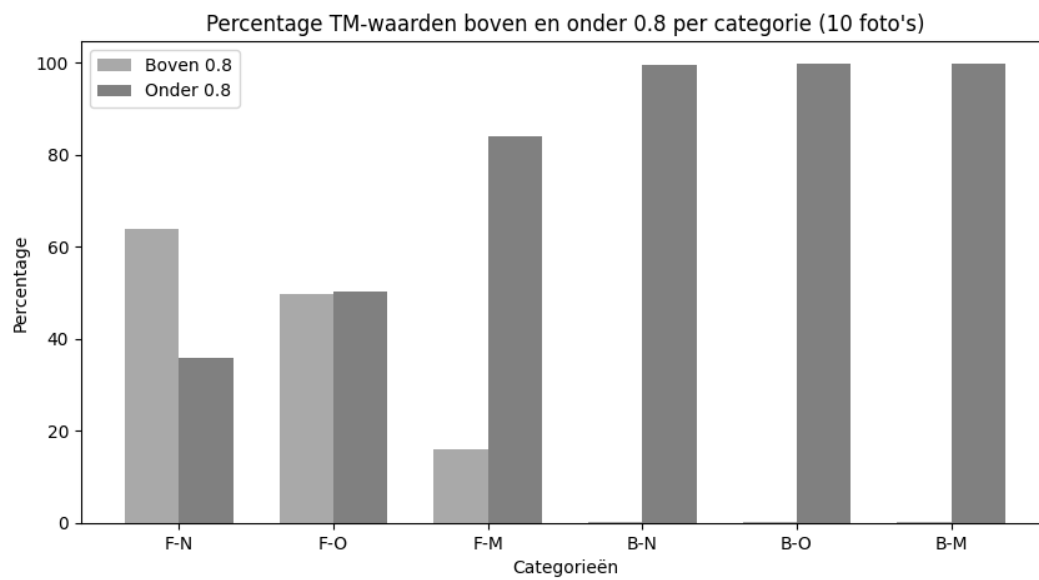
Figuur A.3: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)



Figuur A.4: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)

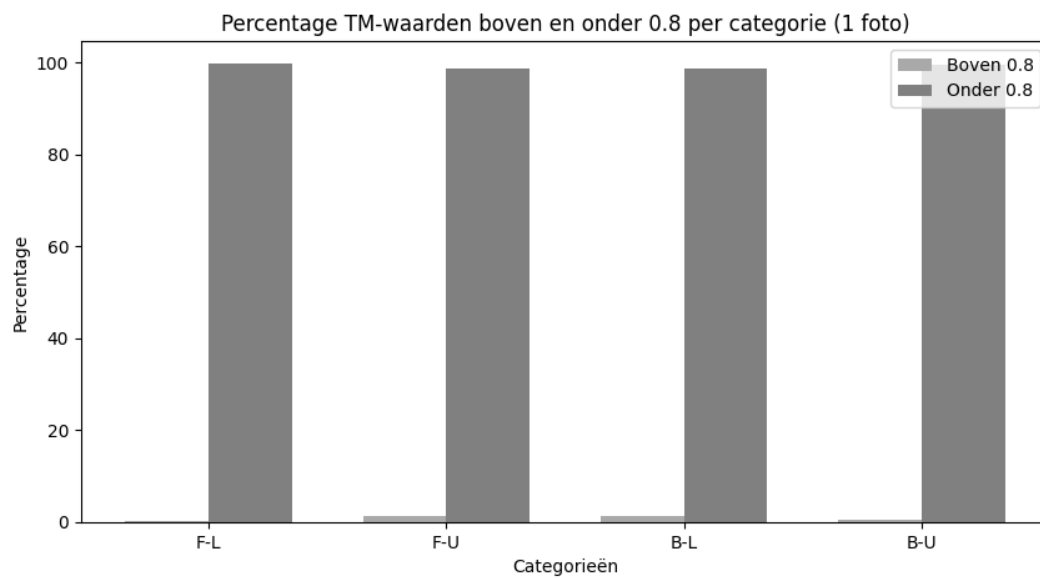


Figuur A.5: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (1 foto)

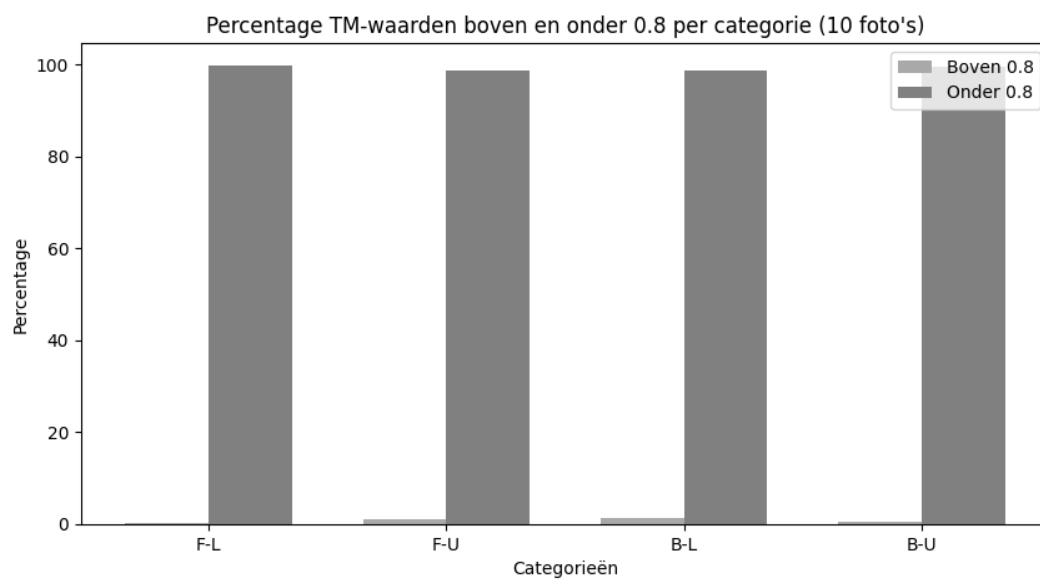


Figuur A.6: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (10 foto's)

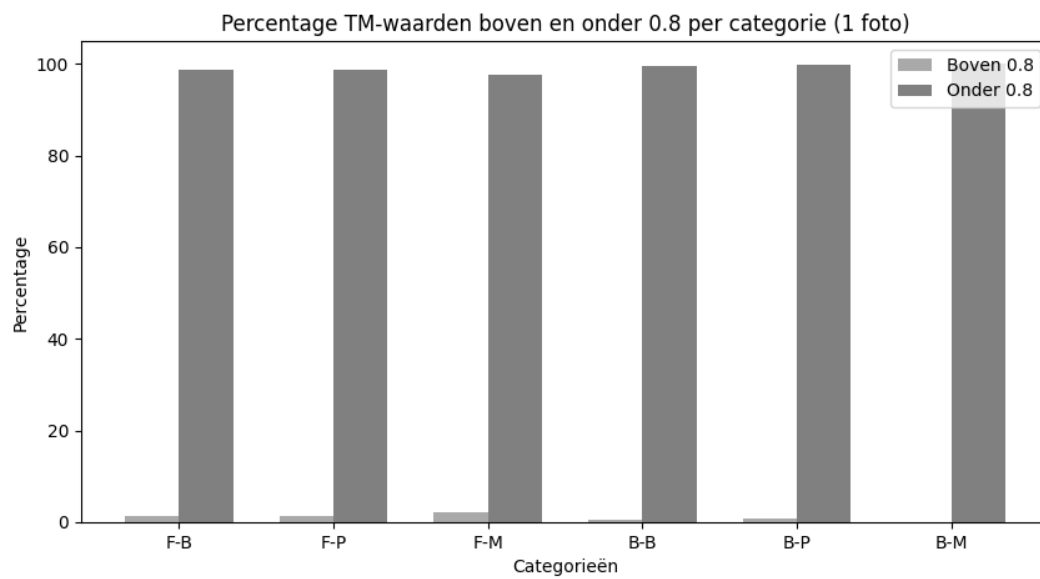
B Persoon B: Staafdiagrammen



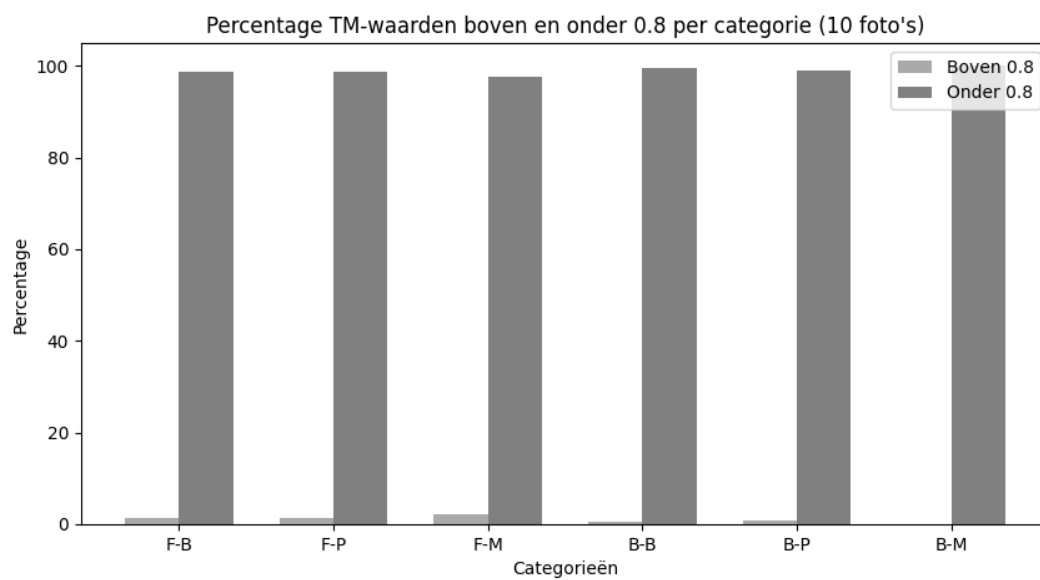
Figuur B.1: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (1 foto)



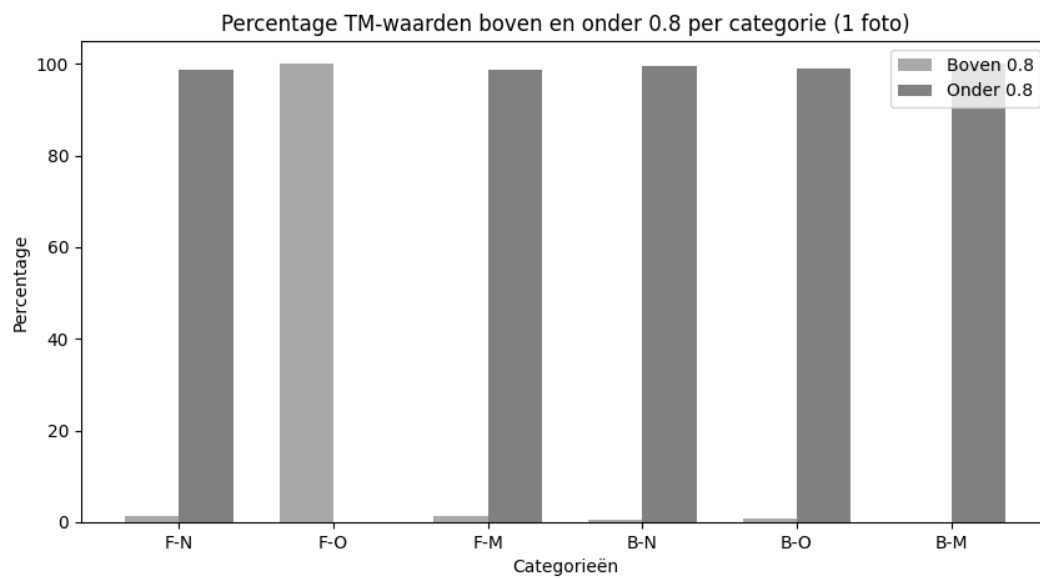
Figuur B.2: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (10 foto's)



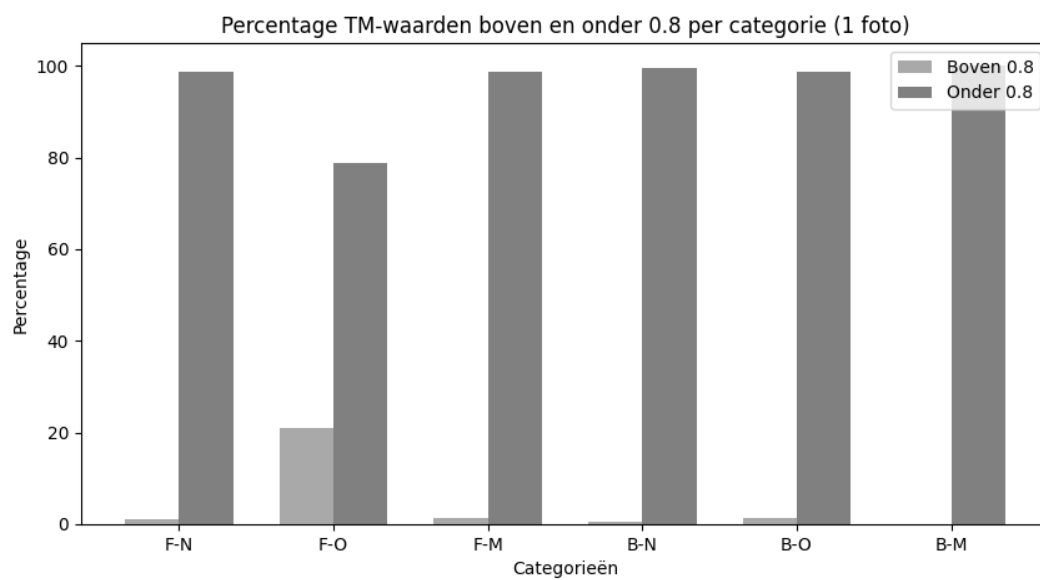
Figuur B.3: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)



Figuur B.4: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)



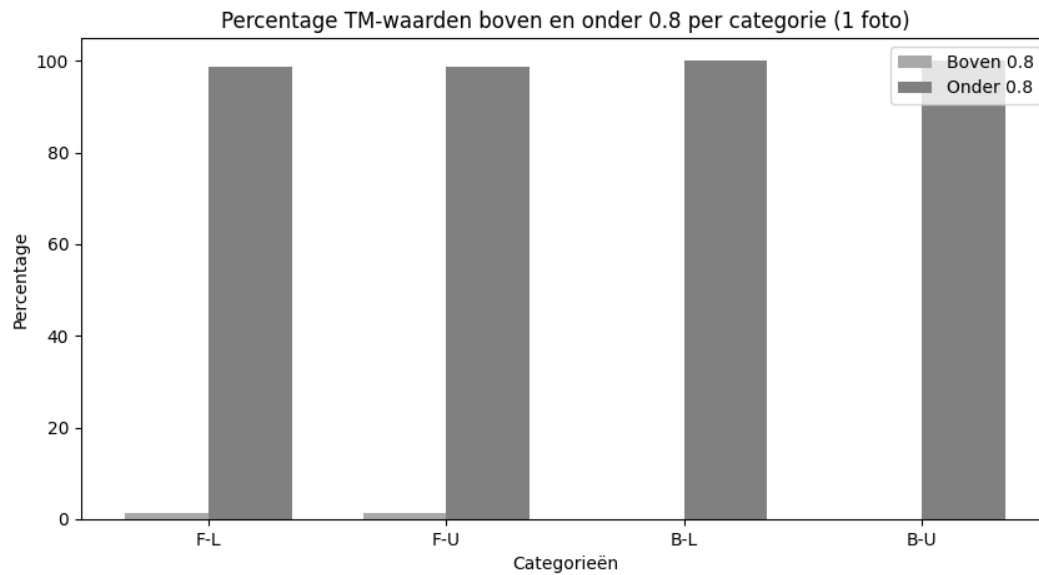
Figuur B.5: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (1 foto)



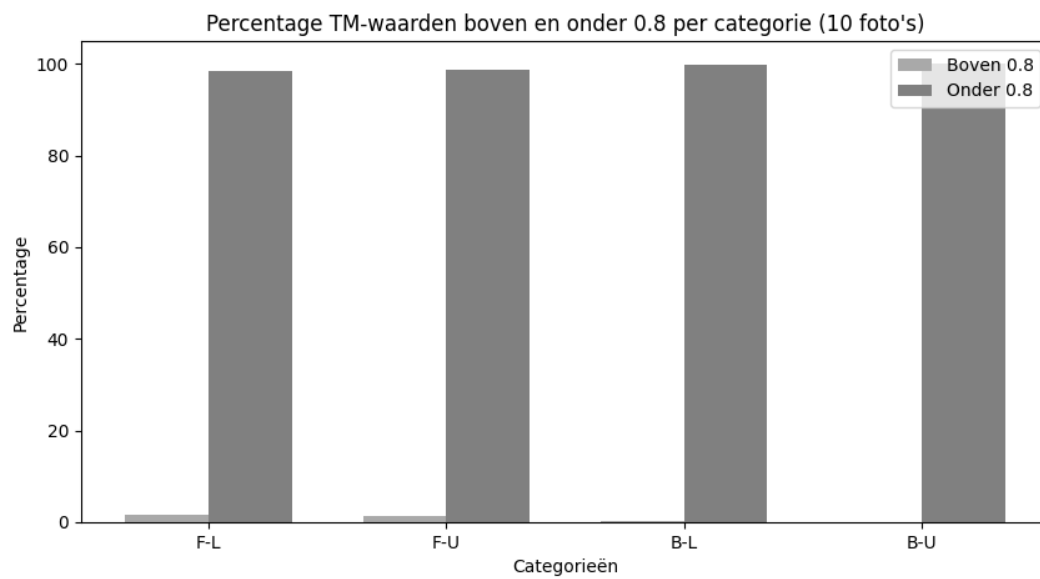
Figuur B.6: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (10 foto's)

C Persoon C: Staafdiagrammen

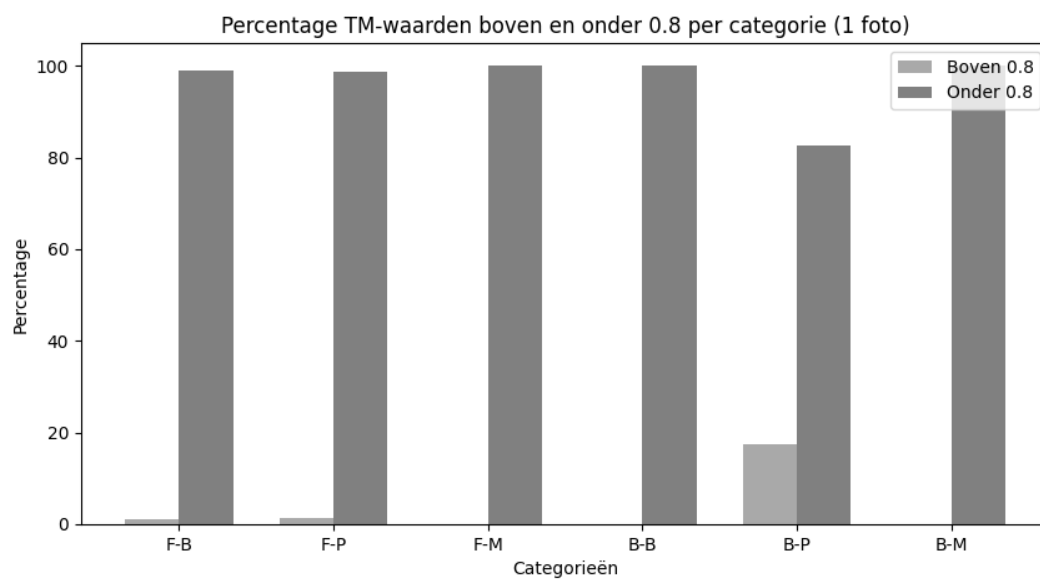
C.1 Persoon C



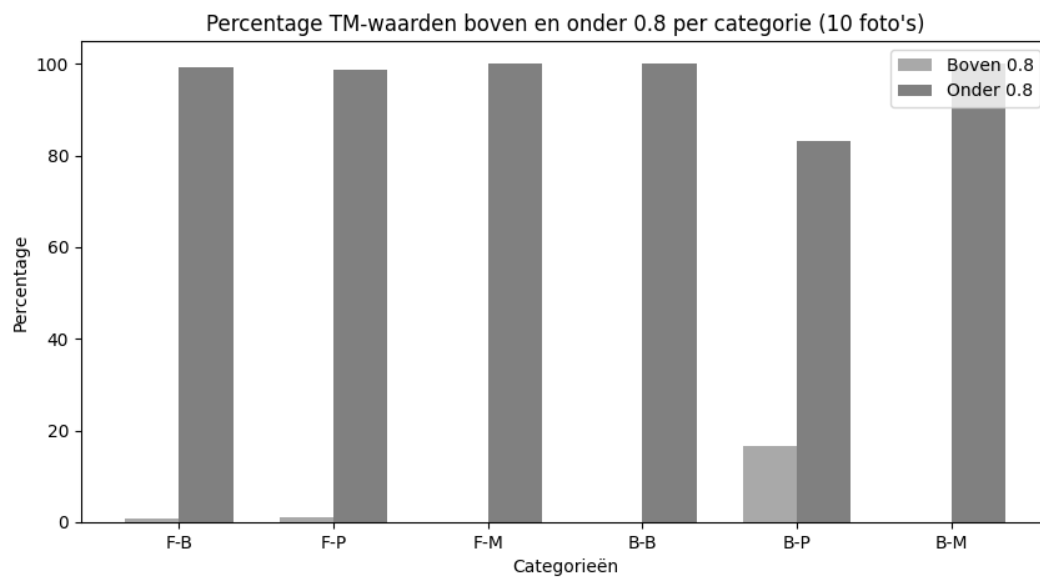
Figuur C.1: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (1 foto)



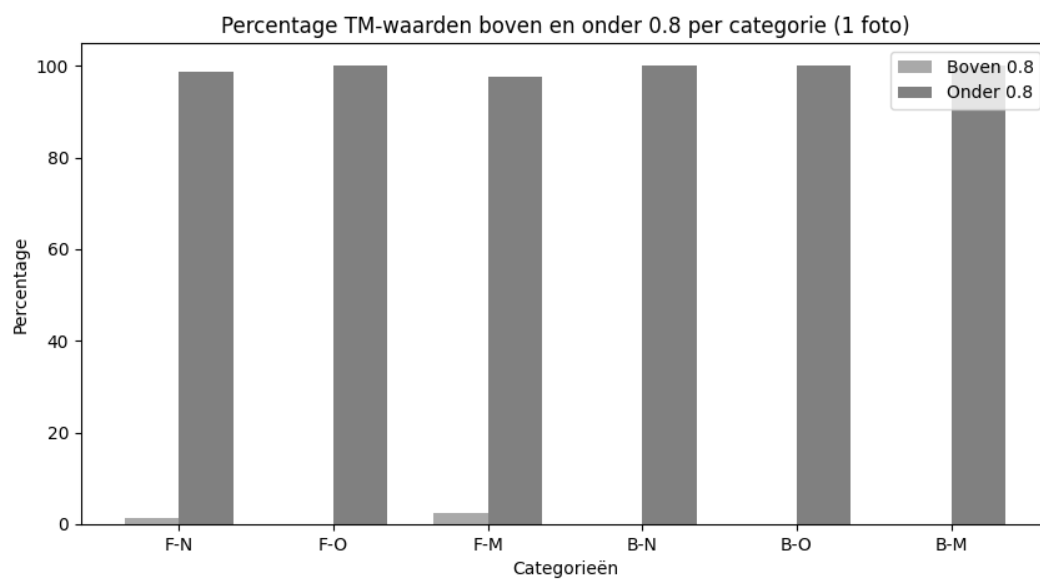
Figuur C.2: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (10 foto's)



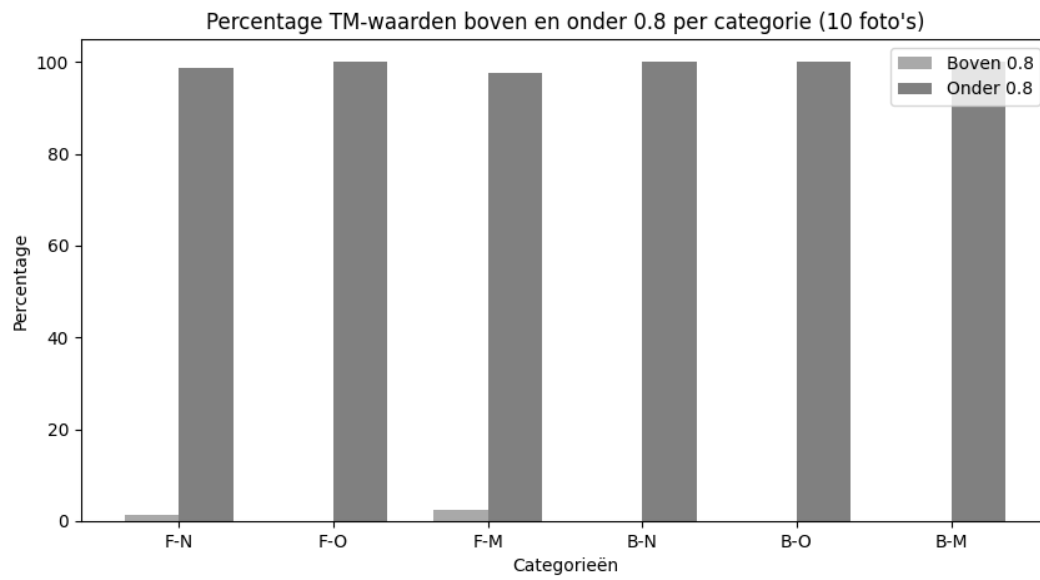
Figuur C.3: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)



Figuur C.4: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)

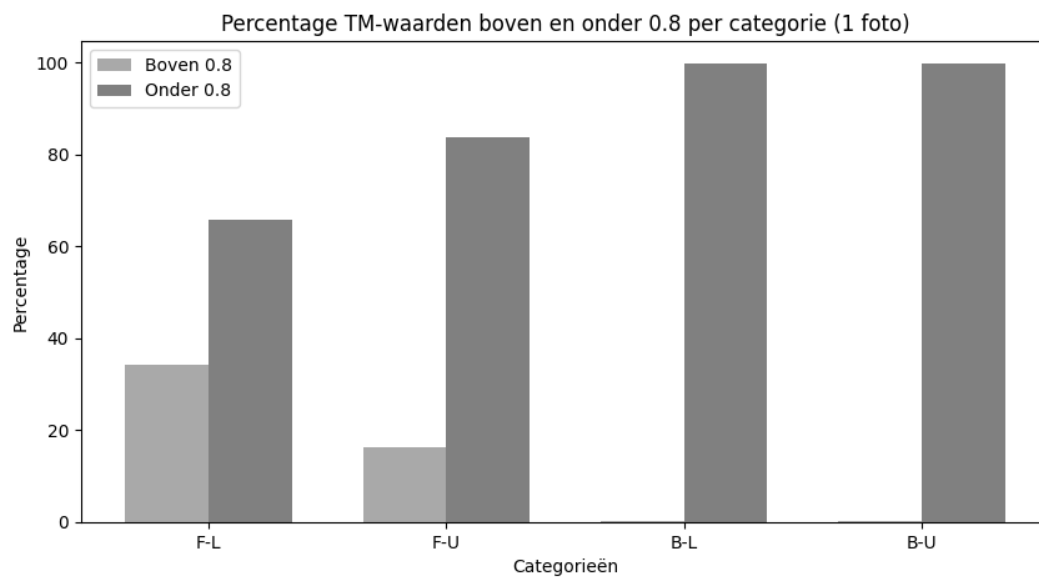


Figuur C.5: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (1 foto)

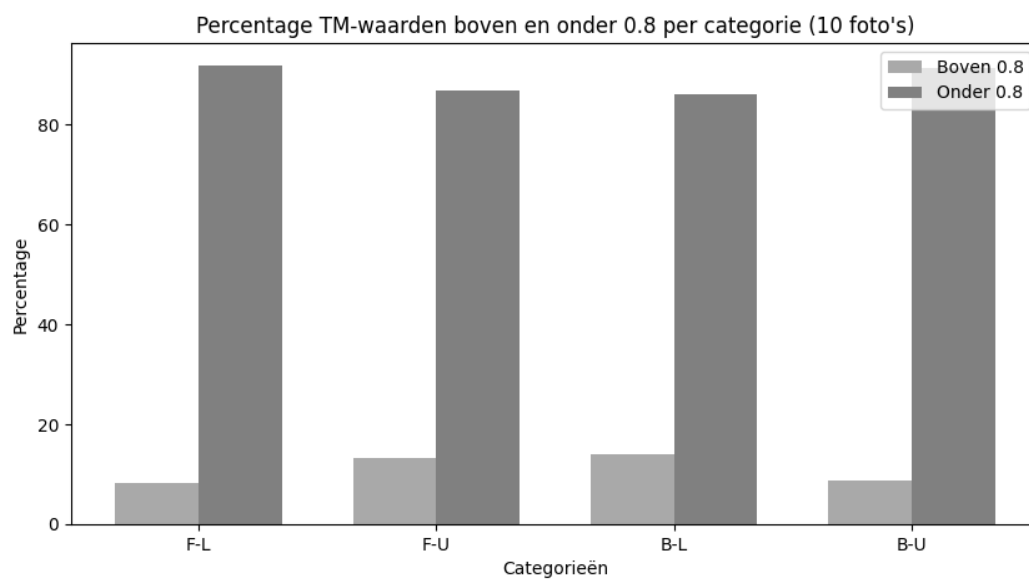


Figuur C.6: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (10 foto's)

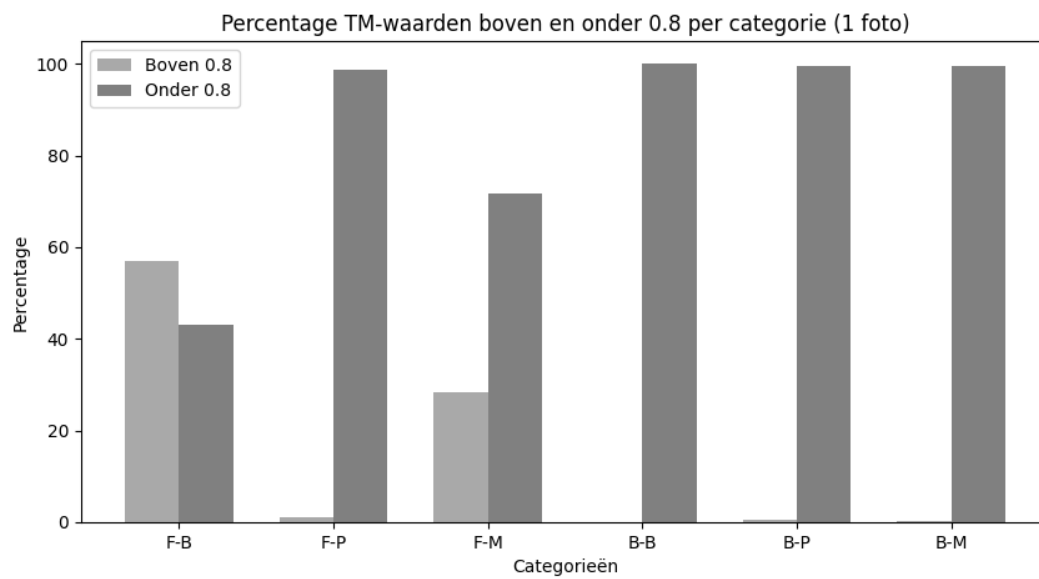
C.2 Persoon C opnieuw



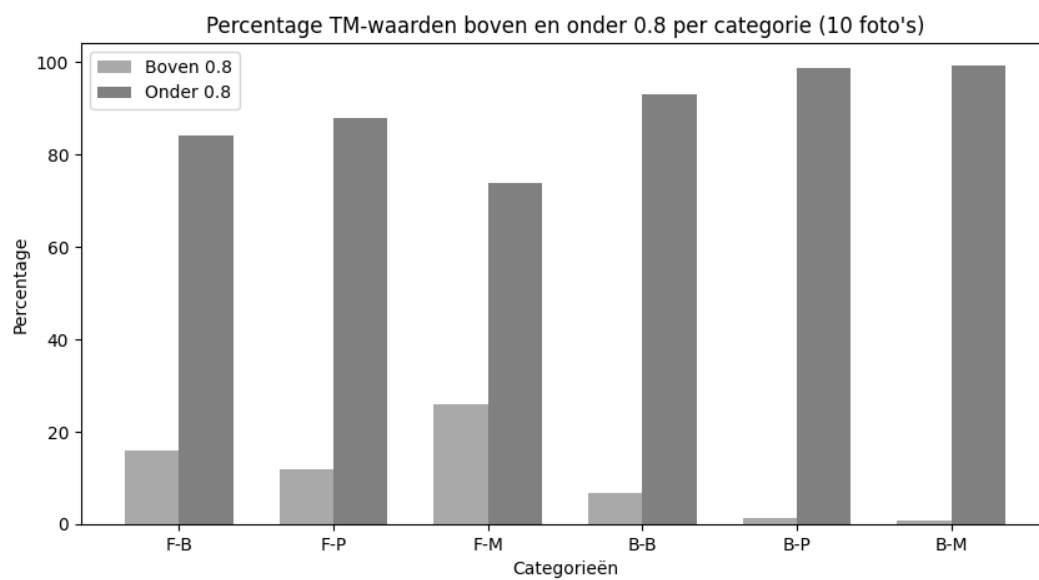
Figuur C.7: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (1 foto)



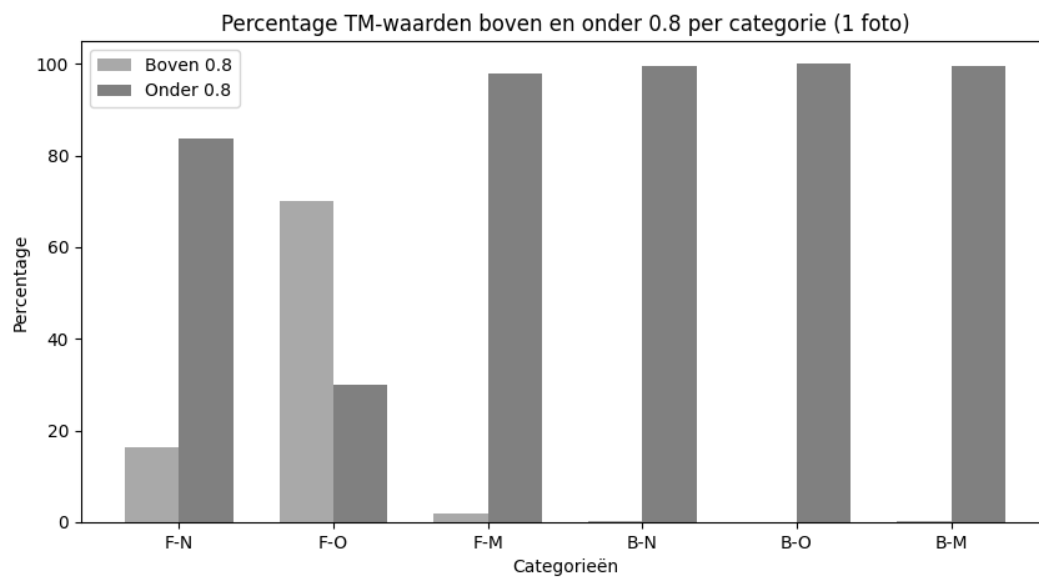
Figuur C.8: Overzicht van percentages: Variaties in Verlichting (10 foto's)



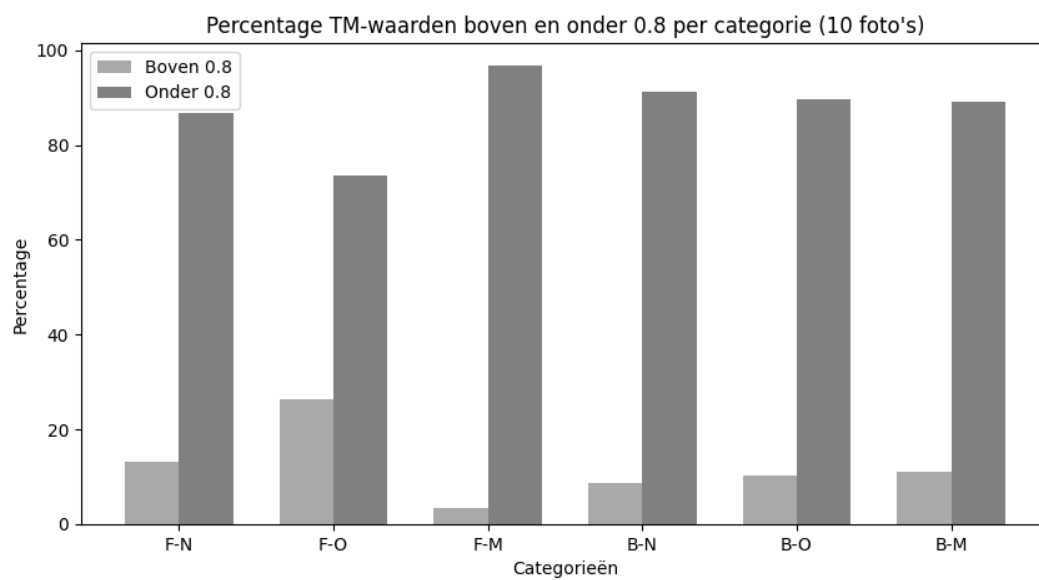
Figuur C.9: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (1 foto)



Figuur C.10: Overzicht van percentages: Variaties in Gezichtsbedekking (10 foto's)



Figuur C.11: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (1 foto)



Figuur C.12: Overzicht van percentages: Variaties in Expressies (10 foto's)